

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID

ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR



Grado en Ingeniería Informática

TRABAJO FIN DE GRADO

**En busca de patrones de comportamiento entre jugadores de
League of Legends**

Alberto Mateos Rama

Tutor: Víctor Rodríguez Fernández

Ponente: David Camacho Fernández

Julio 2019

En busca de patrones de comportamiento entre jugadores de League of Legends

AUTOR: Alberto Mateos Rama
TUTOR: Víctor Rodríguez Fernández

Applied Intelligence and Data Analysis
Dpto. Ingeniería Informática
Escuela Politécnica Superior
Universidad Autónoma de Madrid
Julio de 2019

Resumen (castellano)

Este Trabajo Fin de Grado ha consistido en el tratamiento y posterior análisis de los datos de partidas profesionales de League of Legends (uno de los mayores fenómenos en el mundo de los videojuegos), con el fin de encontrar patrones de comportamiento que ayuden a entender mejor las partidas más allá de lo claramente visible, gracias al uso de los modelos ocultos de Márkov.

Para ello, en primer lugar, se han obtenido una gran cantidad de datos de partidas del más alto nivel, y se han tratado los mismos con diversos procesos en R (por las sobresalientes herramientas y paquetes que ofrece para este tipo de tareas) con el objetivo de extraer la información más relevante para entender el comportamiento de los jugadores a nivel estratégico.

Una vez esos datos han sido extraídos debidamente y su formato ha resultado el adecuado, se ha procedido a crear y entrenar modelos ocultos de Márkov gracias a los paquetes de los que R dispone para ello. Así se obtiene una serie de secuencias de estados en un modelo probabilístico que muestran el proceso de toma de decisiones de los equipos desde diferentes perspectivas (al ganar, al perder, al estar en un lado del mapa, etc.).

A partir de estos modelos, los datos han sido sometidos a análisis bajo el contexto del propio juego, logrando así sacar una serie conclusiones teóricas sobre de la toma de decisiones en League of Legends que ayuda a entenderlo al nivel más alto de su competición.

Todo esto sirve para ayudar a jugadores menos experimentados a mejorar, a jugadores y equipos profesionales a definir mejores estrategias, y para asentar las bases de un futuro modelo predictivo con una gran utilidad en diversos ámbitos.

Palabras clave (castellano)

League of Legends, macro-game, Modelos ocultos de Márkov, HMM, toma de decisiones

Abstract (English)

This Bachelor Thesis has consisted in the processing and subsequent analysis of the data from professional games of League of Legends (one of the greatest phenomena in the world of video games), aiming to find behavioural patterns that may help to get a better understanding of the game beyond the obvious, thanks to the use of Hidden Markov Models (HMM).

First, a great amount of data has been obtained from games of the highest level and has been processed with different R tools (using the great tools and packages that offers for this kind of task), aiming to extract the most relevant information to understand the decision making of the players.

Once the data has been extracted and processed, the HMM has been created and trained using the packages that R can make use of. That's the way to obtain a sequence of states in a probabilistic model that shows the decision making of the teams from different perspectives (winning, losing, on one side of the map, on the other side, etc).

From there, the models have been analysed, achieving some conclusions about the macro game in League of Legends, that will help to understand it at the highest level of its competition.

All of this aims to help less experienced players to improve, to help professional teams and players to develop better strategies, and to settle the bases for a predictive model with great utility in different fields.

Keywords (inglés)

League of Legends, macro-game, Hidden Márkov Model, HMM, Decision making

Agradecimientos

En primer lugar, me gustaría agradecer a mi tutor Víctor todo el apoyo y la ayuda que me ha brindado. Gracias a él he aprendido mucho sobre el tratamiento de datos así como del análisis de secuencias basado en modelos de Márkov, eso sin tener en cuenta que gracias a él he conocido R y sus paquetes más importantes para el proyecto que nos ocupa. También a mi ponente por ponerme en contacto con Víctor y brindarme la oportunidad de trabajar en algo que realmente me interesaba, como ha sido el caso. Me gustaría agradecer a mi familia y amigos por el apoyo que siempre he encontrado en ellos, y en especial a María a quien he conocido en esta carrera, y por quien siempre estaré en deuda con la EPS. En ella he encontrado el mayor de todos los apoyos en estos años de carrera, y es posiblemente el descubrimiento que mas valoro de la misma. Finalmente agradecer a la UAM, y a la EPS por los servicios y la educación prestados.

INDICE DE CONTENIDOS

1 Introducción.....	- 1 -
1.1 Motivación.....	- 1 -
1.2 Objetivos.....	- 3 -
1.3 Organización de la memoria.....	- 3 -
2 Estado del arte.....	- 5 -
2.1 League of Legends	- 5 -
2.2 Modelos ocultos de Markov	- 8 -
3 Metodología.....	- 10 -
3.1 Pre-procesado de datos.....	- 10 -
3.2 Entrenamiento y selección de modelos	- 13 -
4 Experimentación	- 14 -
4.1 Diseño experimental.....	- 14 -
4.2 Dataset y tratamiento de los datos.....	- 16 -
4.3 Resultados experimentales y análisis	- 18 -
5 Conclusiones y trabajo futuro.....	- 34 -
5.1 Conclusiones	- 34 -
5.2 Trabajo futuro	- 35 -
Referencias	- 36 -

INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: GRÁFICO DE HTTPS://EN.DIGITAL/BLOG/VIDEOJUEGOS-INDUSTRIA-MOBILE-CRECIMIENTO	- 1 -
FIGURA 2: CAPTURA DE PANTALLA DE LEAGUE OF LEGENDS	- 5 -
FIGURA 3: MAPA DE LEAGUE OF LEGENDS MARCADO	- 7 -
FIGURA 4: EJEMPLO DE MODELO OCULTO DE MARKOV CON SUS DIFERENTES ELEMENTOS.....	- 9 -
FIGURA 5: FLUJO DE TRABAJO DE LOS DATOS	- 10 -
FIGURA 6: GRÁFICAS PARA BIC DE LOS MODELOS POR NÚMERO DE ESTADOS.....	- 18 -
FIGURA 7: MODELOS DE MARKOV ENTRENADOS CON EVENTOS DEL EQUIPO AZUL. EL MODELO DE ARRIBA ESTÁ ENTRENADO CON PARTIDAS EN LAS QUE EL EQUIPO AZUL ES EL GANADOR Y EL DE ABAJO CON PARTIDAS EN LAS QUE EL EQUIPO AZUL ES EL PERDEDOR	- 19 -
FIGURA 8: COMPARATIVA DE EVENTOS INICIALES	- 21 -
FIGURA 9: ESTADOS INICIALES AL GANAR EN EL EQUIPO AZUL	- 21 -
FIGURA 10: CAMINOS MÁS COMUNES DE LOS EQUIPOS AZULES GANADORES EN SUS PRIMEROS ESTADOS.....	- 23 -
FIGURA 11: CAMINOS MÁS COMUNES DE LOS EQUIPOS AZULES GANADORES EN SUS ESTADOS INTERMEDIOS.....	- 24 -
FIGURA 12: CAMINOS AZULES GANADORES EN SUS ESTADOS FINALES	- 24 -
FIGURA 13: MODELO DE EQUIPOS PERDEDORES CON LAS MAYORES DIFERENCIAS SEÑALADAS EN ROJO.....	- 26 -
FIGURA 14: EVENTOS EN VICTORIA DEPENDIENDO DEL LADO	- 28 -
FIGURA 15: CAMINOS DE LOS EQUIPOS CON SUS SIMILITUDES MARCADAS EN AZUL	- 29 -
FIGURA 16: ZONA DE INFLUENCIA ROJA SOBRE BARÓN Y DRAGÓN (IZQUIERDA Y DERECHA).....	- 30 -
FIGURA 17: MODELOS SOBRE LA DIFERENCIA DE ORO	- 32 -
FIGURA 18: MODELO CON LA DIFERENCIA DE ORO RETOCADO	- 33 -

INDICE DE TABLAS

TABLA 1: EVENTOS SOBRE LA DIFERENCIA DE ORO.....	- 12 -
TABLA 2: CORRESPONDENCIA DE EVENTOS	- 17 -

1 Introducción

En este trabajo se trata el análisis del comportamiento de jugadores profesionales del videojuego *League of Legends (LOL)*, basado en el modelado de secuencias gracias a los modelos ocultos de Márkov (HMMs por sus siglas en inglés), y al procesamiento de datos con ayuda de las librerías más relevantes de R.

En los siguientes apartados se ilustra la motivación, objetivos y organización de este documento.

1.1 Motivación

Es irrefutable que los videojuegos ocupan desde hace años, y cada vez más, un lugar importantísimo en la vida de la gente. Desde los más jóvenes hasta aquellos que disfrutaron por primera vez del *Tennis for Two*, muchos disfrutaron de lo que este mundo virtual puede ofrecer, ya sea trabajo para jugadores profesionales con habilidades increíbles, o entretenimiento rompiendo caramelos en un viaje en transporte público.

La industria del videojuego se ha convertido en una de las más grandes y relevantes del mundo, así como de las más rentables. Son la primera opción de ocio audiovisual en España. Los videojuegos generaron, en 2018, 137.900 millones de euros, frente a las películas o la música que generaron unos 41.500 y 19.300 respectivamente, tal y como se puede observar en el siguiente gráfico:

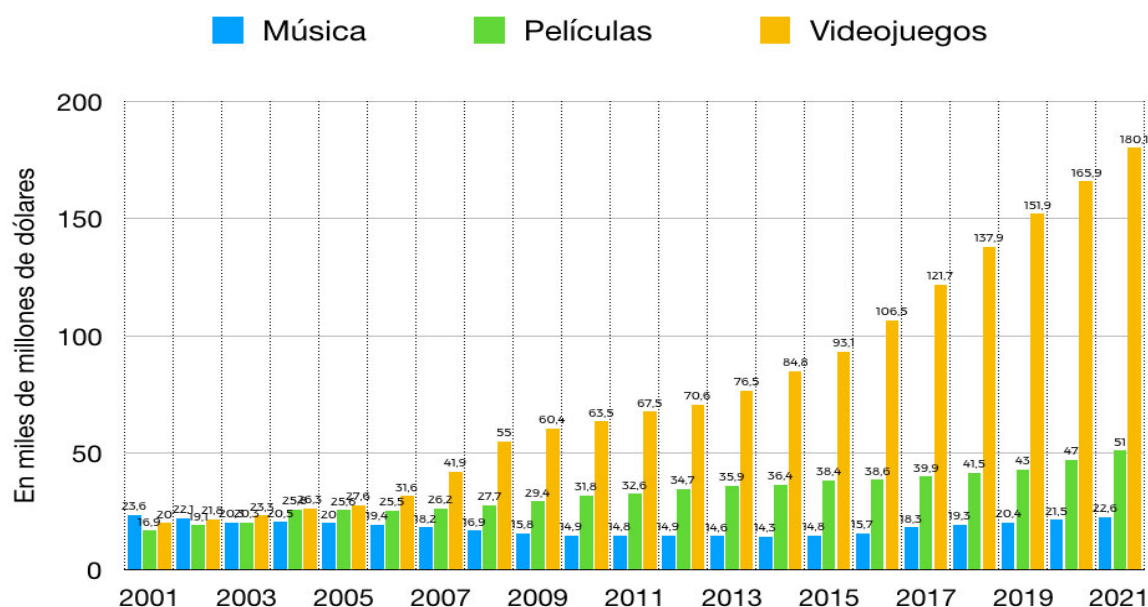


Figura 1: Gráfico de <https://en.digital/blog/videojuegos-industria-mobile-crecimiento>

Como se puede ver, cada año su influencia ha sido mayor, y no se espera que esto cambie en los años venideros (como se ve en las estimaciones de los últimos años mostrados).

Bajo este marco, un juego de PC concreto que vio la luz en 2009 bajo el nombre de *League of Legends* (LoL abreviado), ganó al poco tiempo premios que reconocían su valor y originalidad, y casi una década después, contrariamente a lo que se pudiera pensar, el juego logra cada vez cifras más altas de jugadores y beneficios, llegando en 2018 a los más de 100 millones de jugadores activos, como confirmó en una entrevista para el portal Polygon uno de los creadores de Riot Games: “En la última vez que Riot (la empresa creadora de League of Legends) publicó el número de jugadores, indicó que 67 millones de personas jugaban cada mes. Ahora pasados más de 7 años desde que salió el juego, se han sobrepasado los 100 millones” (Phil Kollar, 2016)¹.

El juego se posicionó como el juego con más impacto en los *e-sports*, así como el más seguido en plataformas de streaming diariamente. Si bien ahora encuentra competidores en otras franquicias, su influencia no ha disminuido en absoluto, lo que es fácilmente comprobable en los récords que rompe cada año en las retransmisiones de torneos. LoL es un juego adictivo a nivel de jugabilidad y disfrutable tanto a nivel de espectáculo como a nivel competitivo a nivel profesional, cuyos jugadores profesionales cobran enormes sumas de dinero por dedicarse a la práctica de este fenómeno.

Detrás de las victorias profesionales de League of Legends, es fácil observar que se trata de un juego que da tanta (o más) importancia a la toma de decisiones, como a las mecánicas del jugador, de modo que el estudio de dichas decisiones es lo más interesante para trabajar desde un punto de vista analítico.

Es precisamente esta toma de decisiones en las acciones de la partida, el factor que diferencia a los mejores jugadores de los jugadores comunes. Usualmente se divide en dos vertientes, el “macro game” y el “micro game”. Para entender la motivación del proyecto basta decir que las decisiones de macro game son aquellas que influyen al total del equipo de manera más directa (como decidir matar entre todos un objetivo), mientras que las de micro game influyen a un jugador concreto en un uno contra uno, por ejemplo.

En este contexto general, la motivación del proyecto viene dada por una simple pregunta: ¿Se puede estudiar el comportamiento de los jugadores en un marco de macro game, para dar soporte a la toma de decisiones de League of Legends?

La respuesta a esta pregunta no solo ayudaría a los jugadores novatos, si no que podría ayudar también a mejorar el rendimiento de los jugadores profesionales, o incluso establecer bases para la creación de un modelo predictivo según el estado de las partidas.

Para poder crear un acercamiento a la toma de decisiones en League of Legends, lo más adecuado es estudiar el comportamiento de los jugadores con el mejor nivel posible, es decir, el de los profesionales. Dicho comportamiento está sujeto a una infinidad de variables y diferentes cursos de acción, lo cual hace casi imposible determinar con exactitud el estado de la partida simplemente con lo que se puede observar. En vista de esto, lo mejor sería estudiar dicho comportamiento desde un punto de vista probabilístico, basado en los estados por los que pasa la partida, que pueden inferirse a través de las

¹ Enlace a la entrevista: <https://www.polygon.com/2016/9/13/12891656/the-past-present-and-future-of-league-of-legends-studio-riot-games>

secuencias de eventos registrados durante su transcurso. Para lograr esto, los modelos ocultos de Márkov son una opción apropiada, ya que permiten inferir los estados subyacentes que gobiernan un proceso secuencial.

1.2 Objetivos

Este trabajo pretende estudiar el comportamiento de los equipos profesionales (la cúspide de los jugadores de LoL), para encontrar qué decisiones son las más adecuadas dependiendo del estado en que se encuentra la partida, de cara a guiar al equipo a la victoria. De la misma forma, se estudiará también el comportamiento de los equipos derrotados.

Para estudiar dichos comportamientos, se tomarán datos de un importante número de partidas jugadas por profesionales, que deberán ser procesados como secuencias que representen la evolución de los aspectos del juego más relevantes, tales como los objetivos que los jugadores persiguen en cada momento de la partida, o la fluctuación de la diferencia de fuerza entre los equipos (representada como la diferencia del oro entre ellos).

El objetivo es, por tanto, entrenar modelos de comportamiento a partir de las secuencias de eventos que se han considerado de mayor relevancia, para así poder examinarlos, compararlos y sacar conclusiones de ellos. De esta forma, se responden preguntas como: ¿En qué se diferencia el modelo de eventos del equipo azul cuando se dirige a la victoria con el modelo cuando es derrotado? ¿Y del equipo rojo? ¿Y qué diferencia había entre ellos a lo largo de la partida y cómo es más probable que fluctúe dicha diferencia desde ahí?

En concreto, los modelos que se entrenan son modelos ocultos de Márkov (HMMs por sus siglas en inglés) [1].

Estos modelos ofrecen un grado de aplicabilidad inestimable para nuestro entorno, ya que proporcionan un modelo gráfico descriptivo muy manejable e informativo que permite un análisis muy completo de los datos manejados, y a su vez, pueden usarse posteriormente con fines predictivos.

En resumen, el objetivo final del proyecto es ayudar a comprender mejor el macro game del juego y los patrones subyacentes al mismo, en el mayor nivel de habilidad posible, sentando una base para todas las aplicaciones posibles que podrían partir de este punto. Estas aplicaciones incluyen ayudar a los jugadores novatos a comprender el juego, ayudar a los jugadores experimentados a suprimir sus errores y formalizar sus conocimientos sobre el LoL, o incluso crear un modelo predictivo que podría tener usos en el juego profesional o apuestas.

1.3 Organización de la memoria

La memoria consta de los siguientes capítulos:

- **Introducción:** La introducción brinda una breve presentación al proyecto, desde sus motivaciones iniciales que llevaron a plantearlo, hasta sus objetivos finales ideales, así como posibles aplicaciones que podrían partir con el

resultado como base. Se da así a conocer las pretensiones de este trabajo, así como su relevancia.

- **Estado del arte:** En un contexto que es relativamente moderno, este apartado se ha orientado más como un acercamiento a las bases del proyecto, es decir, la comprensión del League of Legends, y el uso de los modelos ocultos de Márkov, que como un repaso de los avances anteriormente conseguidos en estos campos.
- **Metodología:** A lo largo de este apartado, se expondrán los procesos que se han seguido a la hora de desarrollar ciertas bases de este proyecto. Concretamente, se hablará del preprocesado de los datos y la estructura con la que se pretende llegar a trabajar, y posteriormente, del entrenamiento y de la selección de modelos ocultos de Márkov.
- **Experimentación:** En esta sección se discutirá con un mayor detalle y concreción todo lo relacionado con el diseño y el entorno de trabajo, con tratamiento de los datos manejados, y finalmente, con los resultados obtenidos a partir de los procesos realizados, intentando situarlos en unas bases teóricas que describan la toma de decisiones en League of Legends.
- **Conclusión y trabajo:** Para finalizar, se culminará con una valoración final de los resultados obtenidos tanto a nivel de trabajo como del estudio de los datos. También se hablará de las posibles líneas de trabajo que se podrían seguir tomando este proyecto como base.
- **Referencias:** Se muestran las referencias tomadas para la elaboración y construcción del fundamento de este trabajo, tanto a nivel técnico como teórico.
- **Glosario:** Lista de términos específicos de esta memoria que precisan de una explicación para facilitar la comprensión de esta.

2 Estado del arte

En este apartado vamos a describir la base técnica del proyecto, tanto a nivel de explicar unas bases de conocimiento sobre LoL que deben tenerse presentes a la hora de comprender las decisiones tomadas en este trabajo, como a nivel de entender cómo se crean y se utilizan los modelos ocultos de Márkov.

A nivel del League of Legends, se describirá la teoría básica del juego, es decir, cómo se juega, sus objetivos principales y las diferentes maneras de conseguirlos, pero siempre a nivel estratégico, ya que las mecánicas del juego son algo que no compete a este proyecto. Con esto se establecerán unas pautas que servirán para entender el posterior tratamiento de los datos, con el fin de manejar la información más relevante posible.

El segundo punto a tratar será el otro pilar fundamental del trabajo y derivado del manejo de la información antes mencionada: los modelos ocultos de Márkov sobre secuencias de datos debidamente seleccionadas y tratadas, así como su aplicación para comparar y estudiar el comportamiento ideal, de cara a obtener un resultado esperado en el juego.

2.1 League of Legends

League of Legends [2], también conocido como LoL, es un MOBA (*Multiplayer Online Battle Arena*) desarrollado por la compañía RIOT Games, donde cada jugador maneja a un solo personaje dentro de un equipo de 5 personas, que se enfrenta a otro equipo similar, jugando online en tiempo real². La siguiente es una imagen del propio juego:



Figura 2: Captura de pantalla de League of Legends

² Enlace a la web oficial de League of Legends: <https://euw.leagueoflegends.com/es/>

El objetivo principal de estos juegos es destruir la estructura principal del equipo contrario colaborando con tus compañeros, mientras se defiende la aliada. Con este fin, los personajes que los jugadores controlan cuentan con una serie de habilidades y objetos que mejoran con la experiencia y el oro que ciertos eventos del juego proporcionan. Con más niveles y objetos los personajes son más fuertes respecto al resto, permitiendo obtener una ventaja sobre el equipo rival para tomar la iniciativa en el ataque.

Los eventos del juego que proporcionan oro y experiencia son diversos, concretamente tenemos en primer lugar los súbditos, pequeñas criaturas controladas por la IA del juego. Cada cierto tiempo, una oleada con varios súbditos es generada, y atacan a los objetivos rivales que encuentren en su camino. Al morir proporcionan oro a los jugadores, así como experiencia que les permite subir de nivel. Son el recurso más básico y constante de toda la partida.

Otro de los recursos básicos del juego, pero mucho más relevantes, son las estructuras. Para entender las estructuras primero cabe mencionar que League of Legends se desarrolla en un mapa con dos puntos clave: el punto donde aparece el equipo azul, y el punto donde aparece el equipo rojo. Frente a estos puntos, que se conocen como nexos, se encuentra la estructura principal que, en caso de ser destruida, otorga la victoria al equipo contrario (los nexos se han redondeado con sus respectivos colores en la figura 1).

Para llegar a los nexos del equipo rival se debe recorrer todo el mapa, y esto se puede hacer por los carriles sobre los que marchan los súbditos. En cada uno de los carriles, se pueden encontrar estructuras, destinadas a defender la base del equipo correspondiente.

Dentro de las estructuras, se puede comenzar hablando de las torres. Las exteriores, las interiores, las de base, y las del nexo.

- Las del nexo son dos torres situadas una al lado de la otra para defender la estructura principal.
- Las torres de base defienden los inhibidores de cada línea, siendo estos el último tipo de estructura de la base de los equipos, y que al ser destruido otorga al equipo rival una gran ventaja en dicha línea.
- Las torres interiores son una segunda línea más adelantada respecto a las anteriores.
- Las exteriores son la primera línea de defensa a la que los equipos se enfrentan.

Las estructuras están aquí expuestas en orden de más a menos cerca del nexo, y para destruirlas se deben haber destruido las que se encuentran previamente en la misma línea (salvo en el caso de las torres de nexo, accesibles para las 3 líneas).

Cada torre destruida otorga oro extra para todo el equipo. Los inhibidores suponen una gran ventaja en sus respectivas líneas. El nexo supone la victoria final. Todo esto sin contar las ventajas implícitas que tomar un objetivo suponen, como aumentar el control en el mapa.

También son relevantes los objetivos que se encuentran fuera de las líneas. Entre dichos objetivos encontramos los monstruos básicos de la jungla, que al igual que los súbditos, aportan oro y experiencia a su asesino; y por otro lado encontramos los monstruos épicos, que aportan un beneficio a todo el equipo, lo que los hace mucho más significativos a nivel de macro game.

Estos monstruos épicos son:

- Los dragones (marca naranja de la figura 1). Pueden ser de 5 tipos, los 4 elementales básicos, y el dragón anciano. A los 5 minutos del comienzo de la partida aparece un dragón de uno de los tipos básicos aleatoriamente, que en caso de morir, aporta un beneficio al equipo. Los dragones suelen requerir de varios miembros del equipo para poder tomarlos, y cada vez que un dragón muere, tienen que pasar 5 minutos hasta que aparezca en la misma zona uno nuevo. Finalmente, si un dragón aparece pasados 35 minutos de juego será el dragón anciano, que aporta un beneficio superior al del resto de dragones.
- El heraldo (marca morada de la figura 1). Aparece a los 6 minutos de comenzar la partida, y aportará una única vez un importante beneficio al equipo que lo asesine.
- El barón Nashor (marca morada de la figura 1). Aparece a los 20 minutos, y hará desaparecer al heraldo si ningún equipo lo ha tomado. Reaparece cada 7 minutos tras morir, y aporta un gran beneficio, tanto a nivel de oro como de utilidad.

Estos objetivos son los importantes en el macro game. Saber cuándo y cómo tomar estos objetivos, es lo que llevará al equipo a la victoria y son precisamente estos comportamientos los que este proyecto pretende estudiar.

Como estrategia general, los jugadores comienzan dividiéndose por el mapa, para comenzar a obtener beneficios de los recursos básicos, y defender los relevantes. Según la partida avanza y los personajes se fortalecen, los equipos comienzan a juntarse y enfocarse en objetivos más importantes provocando así peleas grupales.

En resumidas cuentas, League of Legends es un juego donde los recursos principales y los beneficios se obtienen al tomar objetivos (muy básicos como súbditos o más relevantes), para así generar una ventaja para poder llegar al objetivo final: destruir el nexo rival.

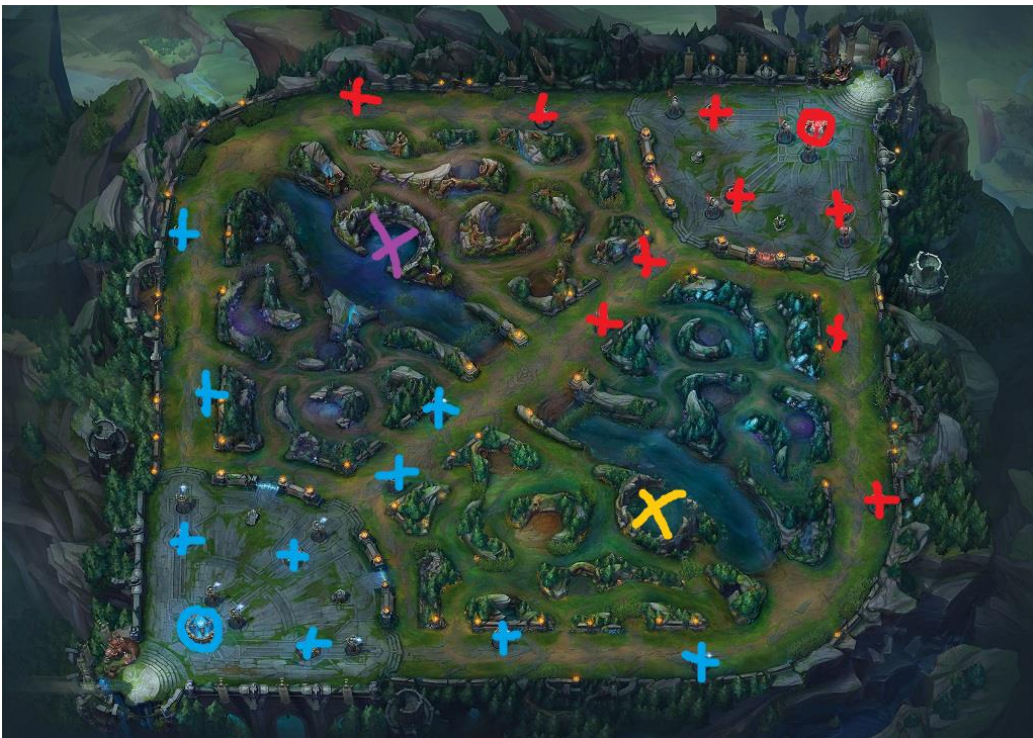


Figura 3: Mapa de League of Legends marcado

En la figura 1, se pueden apreciar:

- Con círculos de color azul y rojo los nexos de cada equipo.
- Con cruces de sus respectivos colores las estructuras básicas. Según se alejan de los nexos son: inhibidores/torres de base, torre interior, y torre exterior (cada línea cuenta con esas estructuras para defender dicha línea).
- Con una cruz naranja, se marca donde aparecen y se encuentran los dragones (de todos los tipos).
- Con una cruz morada, se marca donde aparecen el heraldo, y los posteriores barones.

2.2 Modelos ocultos de Markov

Como se mencionó en el apartado de motivaciones del proyecto, el carácter tan variado de la toma de decisiones, y la dificultad para determinar con exactitud el estado de la partida en función de lo que se observa en la pantalla, hacen de los modelos ocultos de Márkov la opción más apropiada para realizar un análisis de la toma de decisiones.

Los procesos de Márkov son fenómenos aleatorios en los que se cumple la propiedad de Márkov, que dicta que el valor futuro de una variable aleatoria depende únicamente de su valor actual y no de los pasados, o por así decirlo que la probabilidad de pasar a un estado en el futuro depende únicamente del estado actual.

Un modelo oculto de Márkov, o HMM por sus siglas en inglés (Hidden Márkov Model), es un modelo probabilístico basado en un proceso de Márkov, que parte de ciertos datos observables para crear un modelo con estados ocultos subyacentes a los datos mencionados: “Un HMM es un proceso doblemente estocástico con un proceso estocástico subyacente que no es observable (está oculto), pero puede ser solamente observado a partir de otro conjunto de procesos estocásticos que producen la secuencia de símbolos observables” (Rabiner y Juang, s.f, p. 2) [3].

Por así decirlo, en una sucesión observable de hechos con diferentes probabilidades, los modelos ocultos de Márkov no se basan simplemente en dicha secuencia, sino en los estados que hay “debajo” y que pueden influir dicha sucesión.

Los HMMs que usaremos en este trabajo son de primer orden, y tienen una serie de elementos que los definen:

- Una secuencia observable de estados, con ciertos estados visibles.
- Una secuencia de estados ocultos con los estados subyacentes encontrados por la formación de los modelos.
- Un vector inicial de probabilidades, con las probabilidades de empezar en cada estado oculto.
- Una matriz de transición, con las probabilidades de moverse de un estado oculto a otro.
- Una matriz de emisión, con las probabilidades de que cierto estado oculto, emita cierto estado observable.

Cabe mencionar que, si bien generalmente ciertos parámetros son proporcionados a mano directamente para determinar la topología de los modelos, en este proyecto se hace uso de métodos para ajustar los parámetros de un HMM a los datos gracias a la programación

dinámica. Concretamente se hace uso del algoritmo Baum-Welch, que pertenece a la familia de algoritmos de maximización de la expectativa [4].

Por ejemplo, aquí podemos encontrar un modelo muy básico que ilustre en cierto modo estos componentes mencionados:

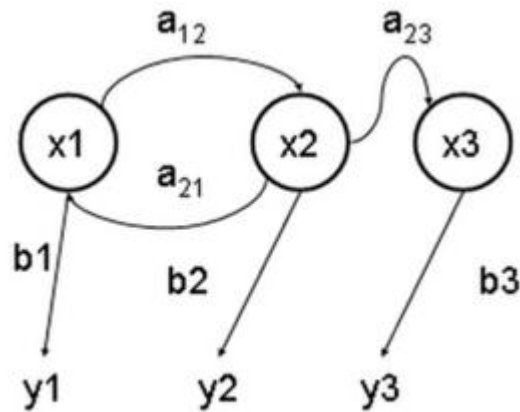


Figura 4: Ejemplo de modelo oculto de Markov con sus diferentes elementos
Imagen de: <https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Hmm.png>

En la imagen anterior, vemos que las ‘y’ hacen referencia a los estados visibles de los que parte el modelo, las ‘x’ los estados ocultos derivados de la secuencia de estados observables, las ‘a’ a los componentes de la matriz de transición (las probabilidades de pasar de un estado oculto a otro), y finalmente las ‘b’ los componentes de la matriz de emisión (las probabilidades de encontrar cierto estado observable estando en cierto estado oculto).

Los modelos ocultos de Márkov han probado previamente su éxito en la obtención de modelos comprensivos de comportamiento, en campos tan diferentes como reconocimiento de voz, psicología, o aviación por ejemplo [5].

3 Metodología

A partir de lo enunciado en los puntos anteriores y siguiendo con el hilo de los mismos, en este apartado detallaremos la metodología seguida para aprovechar al máximo lo que League of Legends y los modelos ocultos de Márkov pueden ofrecer para lograr el objetivo de este trabajo.

3.1 Pre-procesado de datos

League of Legends ofrece un gran servicio de información a aquellos que estén interesados. Todos los usuarios del juego pueden encontrar una API que RIOT Games ofrece con la que extraer muchísima información relevante, ya sea sobre los usuarios, sobre los personajes, objetos, y otro gran número de elementos internos, o sobre lo que a nosotros nos interesa, las partidas y su desarrollo.

El flujo de trabajo seguido para manejar los datos se puede encontrar en la siguiente figura, y será descrito posteriormente con más detalle:

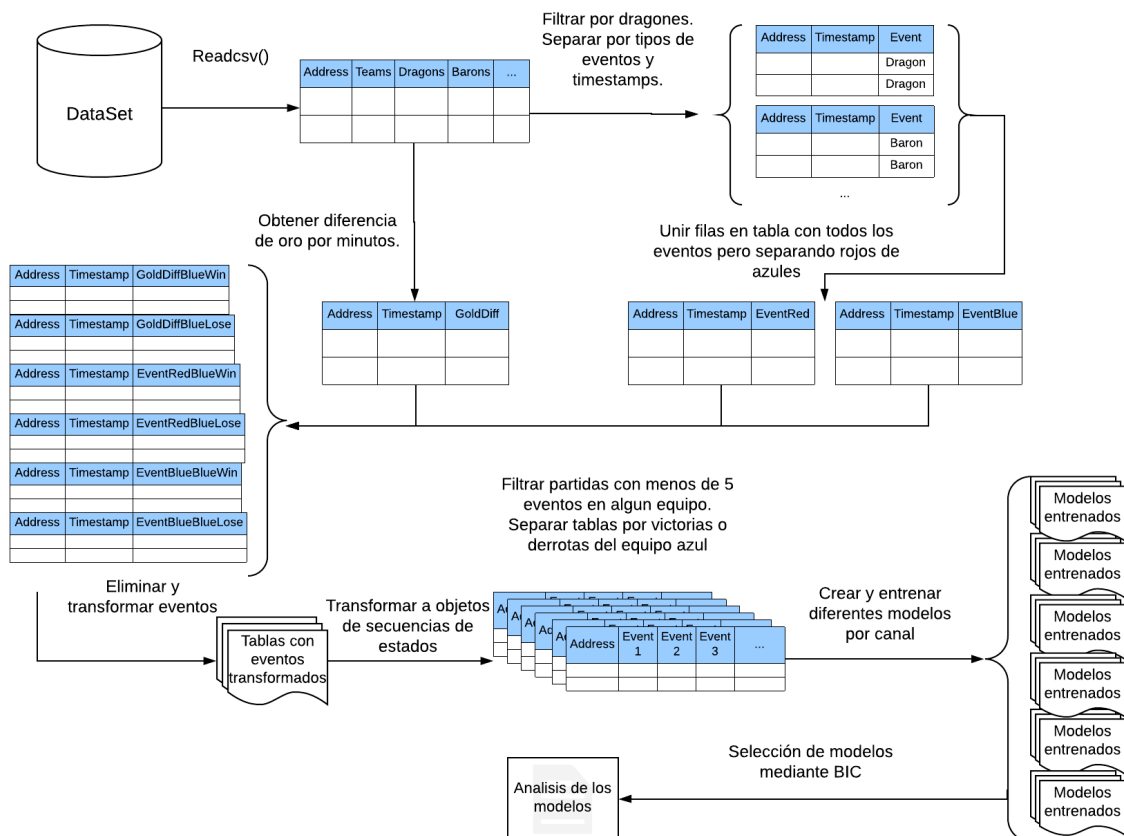


Figura 5: Flujo de trabajo de los datos

De todos los posibles eventos y datos que se pueden encontrar de una partida, se ha realizado una selección concreta de cuáles eran los más relevantes para el estudio del comportamiento de los equipos en el marco del macro game. Para dicha selección pude aprovechar mis conocimientos de League of Legends, ya que considero tener un conocimiento más que suficiente de la materia para realizar dicho filtro.

Al seleccionar los datos, se han descartado las partidas en las que alguno de los dos equipos ha sido participes en menos de cierto número de eventos, ya que eso es indicativo de una partida muy irregular en la que un equipo ha dominado completamente, lo cual no suele ser habitual salvo que la diferencia de nivel sea muy notable. Además, en ese caso, ¿qué sentido tiene estudiar el comportamiento en esas partidas si un equipo no va a necesitar su mayor esfuerzo y el otro no va a poder competir?

Otro filtro se basa en que LoL es un juego vivo y que, aunque mantiene una misma premisa siempre, puede variar en ciertas cosas de un año a otro, ya sea porque se corrigen, mejoran, o simplemente se prefieren de otro modo. Por ejemplo, hace algunos años no había diferentes tipos de dragones, o el heraldo ni siquiera había sido implementado. Debido a esto, se decidió que las partidas en la que los dragones no tuviesen tipo serían desechadas por ser demasiado antiguas, ya que además los comportamientos hace tanto tiempo podrían ser diferentes por muchos motivos.

Los eventos elegidos son los siguientes:

- **Dragón elemental asesinado:** Sin tener en cuenta el tipo de dragón concretamente, ya que en general los equipos suelen tomar un dragón cuando la oportunidad es la idónea, y todos ofrecen ventajas de un modo u otro.
- **Torre exterior destruida (se distinguen las líneas):** Cuando una torre exterior, es decir, de la primera línea de defensa de los equipos, es destruida, esto tiene un impacto notable, no sólo porque aporta una cantidad notable de oro al equipo destructor, sino porque también aporta un gran control del mapa. Por esto último es relevante la distinción por líneas, ya que la torre de la línea inferior influye en la toma de dragones, mientras que la de la línea superior hace lo propio para los heraldos y barones.
- **Torre interior destruida (se distinguen las líneas):** La explicación es semejante a la del punto anterior, pero en este caso la influencia en el mapa es mucho mayor, dejando a las defensas de la propia base como único recurso de esa línea.
- **Inhibidor destruido:** En este caso, y en el del resto de estructuras (pertenecientes al interior de la base de un equipo), la distinción entre líneas ya no es relevante, ya que están muy próximas entre sí, y al pertenecer a la base la influencia en esa zona del mapa no se ve tan afectada. Esta categoría además incluye en cierto modo la destrucción de la torre de base que defiende dicho inhibidor, ya que suelen caer al mismo tiempo o prácticamente seguidos. Suponen un gran impacto ya que potencian mucho las oleadas del equipo destructor en esa línea.
- **Torre de nexo destruida:** Son la última línea de defensa del propio nexo. Generalmente la caída de estas torres no supone solo que una línea ha sido totalmente arrasada para poder acceder a ellas, sino una sentencia de partida.
- **Heraldo:** El heraldo aporta al equipo que logre el objetivo la posibilidad de usar su beneficio en una línea concreta, acabando en general con una o dos torres rivales.

- **Dragón Anciano:** Su beneficio es el mayor de los aportados por los dragones, y consecuentemente también supone un mayor esfuerzo a los equipos hacerse con él, por lo que merece una distinción especial
- **Barón Nashor:** Es posiblemente el objetivo más relevante, y es que el beneficio de equipo que aporta a los aliados (además de una suma de oro que no es baladí), es posiblemente el de mayor impacto entre los ofrecidos por el resto de los objetivos, permitiendo aumentar enormemente la presión de los súbditos, así como el poder de pelea del equipo que posea dicho beneficio.

Estos eventos se tratan a nivel de equipo, es decir, se tienen en cuenta los eventos llevados a cabo por el equipo azul o por el rojo.

Se consideró también interesante tener en cuenta la diferencia de oro que hay entre los equipos, de modo que los elementos menos relevantes de la partida, tales como los asesinatos o la diferencia de súbditos matados, pudieran tener representación a la hora de entender y comparar los modelos. Para esto se utilizan dos canales más, uno con la diferencia de oro entre el equipo azul y el rojo al ganar el equipo azul las partidas, y otro al ganar el equipo rojo. En estos canales, se establece un estado para la situación del oro en función de la diferencia en cada minuto.

En la diferencia de oro se puede encontrar:

Diferencia de oro	[-300, 300]	[300, 2500]	[2500, 6500]	> 6500	[-300, -2500]	[-2500, -6500]	< -6500
Evento	Igual	bWinLow	bWinMedium	bWinHigh	bLoseLow	bLoseMedium	bLoseHigh

Tabla 1: Eventos sobre la diferencia de oro

Finalmente hay que hacer hincapié en otro factor que ha sido relevante en el preprocesamiento de datos: la separación de los eventos según los equipos (rojo o azul), y según los ganadores y los vencidos.

Teniendo en cuenta qué equipo realiza los eventos se puede comparar los diferentes comportamientos según el lado del mapa en el cual el equipo se sitúe inicialmente, ya que el equipo rojo comienza en la parte superior mientras que el azul hace lo propio en la inferior. Este factor puede resultar interesante, puesto que el mapa no es perfectamente simétrico y los equipos tienen diferentes zonas de influencia para los diferentes objetivos. Por otro lado, el hecho de discernir qué equipo es el ganador es primordial para estudiar los patrones de comportamiento que llevan a una victoria de League of Legends.

Con todos estos factores en mente, la división de los datos quedaría de la siguiente manera:

1. Un canal para los eventos llevados a cabo por el equipo azul al ganar.
2. Un canal para los eventos del equipo azul nuevamente, pero al perder.
3. Un canal con los eventos del equipo rojo al ganar.
4. Uno con los eventos del equipo rojo al perder.

5. Otro canal con la diferencia de oro por minuto al ganar el equipo azul.
6. Un canal con la diferencia de oro por minuto al ganar el equipo rojo.

3.2 Entrenamiento y selección de modelos

Una vez los datos han sido extraídos y preprocesados, se obtiene la estructura necesaria de los mismos para empezar a entrenar con ellos modelos ocultos de Márkov. En esta subsección se hablará de este aspecto.

Cada uno de los modelos de los diferentes canales mencionados anteriormente deben ser creados y entrenados para conseguir un ajuste adecuado de los modelos a los datos de entrenamiento. Como se mencionó en la sección de estado del arte, el método de entrenamiento aplicado es el algoritmo Baum-Welch. El uso de este algoritmo asegura la convergencia a un modelo óptimo de manera *local* dados unos valores iniciales de los diferentes parámetros del modelo. Para intentar buscar el modelo óptimo de manera *global*, se ejecutará el algoritmo varias veces utilizando valores iniciales aleatorios para la matriz de transición, el vector de probabilidades inicial y la matriz de probabilidades de emisión.

Por encima de todo esto, es necesario fijar el número de estados del modelo antes de dar valor al resto de los parámetros. Para determinar qué modelo ofrece el mejor rendimiento en función del número de estados se ha usado el criterio de información bayesiana (BIC) como medida de selección.

El BIC (Bayesian Information Criterion) es un valor asociado a un modelo probabilístico que sirve para compararlo con otros que cuenten con los mismos parámetros. El BIC penaliza el exceso de parámetros (ergo de complejidad) de los modelos, evitando un sobreajuste de estos y un exceso de complejidad [6][7].

Se define como: $BIC = -2 \log(L) + p \log(x)$, donde L es la probabilidad del modelo, p es el número de parámetros independientes, y x es el número de componentes que influyen en la probabilidad (por ejemplo, el número de observaciones usadas en el entrenamiento del modelo).

Para cada uno de los canales de datos definidos anteriormente, el proceso de selección de modelos que consiste en crear una lista de modelos con un número de estados dentro de un rango definido, y después procesar los BICs de dichos modelos. Si bien lo más común suele ser escoger el modelo con el menor BIC, a veces lo mejor de cara facilitar el análisis de los modelos y su manejo, es visualizar cómo los diferentes valores del BIC varían en función del número de estados, y elegir aquel modelo donde se observa un codo, o una variación poco relevante. Gracias a esto aseguramos seleccionar un modelo con un buen compromiso entre complejidad y calidad.

4 Experimentación

En esta sección se hablará con un mayor detalle de todo el proceso realizado para llevar a cabo las ideas y metodologías expuestas a lo largo de los puntos anteriores, y de los resultados de dichos procesos.

Concretamente se hablará del conjunto de datos escogido y de su tratamiento, de los entornos de implementación de la metodología y de ejecución, del porqué de la selección de diferentes valores usados para filtrar los datos, etc.

También se discutirán los resultados experimentales y las interpretaciones que de ellos se pueden obtener exponiendo las gráficas y modelos obtenidos, comentando todos los aspectos relevantes para las conclusiones del proyecto, desde las secuencias de estados ocultos que pueden observarse en los modelos, hasta el enfrentamiento y comparación de modelos según diferentes factores.

4.1 Diseño experimental

En primer lugar, conviene empezar hablando del entorno de trabajo en el que la metodología se ha llevado a cabo. Dicho entorno está definido por el lenguaje denominado “R” y por sus paquetes, razón principal para la elección de dicho sistema³.

R proporciona un entorno y un lenguaje de programación orientado diseñado inicialmente para el análisis estadístico por sus dos creadores (Ross Ihaka y Robert Gentleman), lo cual encaja a la perfección con las pretensiones de este proyecto. Es uno de los lenguajes más utilizados a nivel de investigación en campos como la minería de datos, la biomedicina y la bioinformática, y también las matemáticas financieras.

Se pueden encontrar otros lenguajes que por naturaleza pueden ser más potentes, pero el factor clave está en que R cuenta con una serie de librerías y paquetes para cálculo, análisis estadístico y diseño de gráficos, que aumentan notablemente el atractivo del entorno.

Entre los paquetes de los que R dispone, en este trabajo se han utilizado mayoritariamente los siguientes:

- **dplyr**: Paquete que proporciona una enorme cantidad de funciones para facilitar la manipulación de data-frames (objeto de R para representar datos tabulares) [8].
- **tidyr**: Utilizado también para el arreglo de los datos en ámbito menos general. Además, funciona muy bien en combinación con dplyr [9].
- **purrr**: que favorece al carácter funcional de R facilitando un conjunto de herramientas para el manejo de funciones y vectores [10].
- **TraMineR**: Diseñado para el análisis de datos secuenciales, desde la visualización hasta el adecuado tratamiento de los datos [11].

³ Página oficial de R: <https://www.r-project.org/>

- **seqHMM**: Diseñado específicamente para el entrenamiento y manejo de modelos ocultos de Markov, proporciona toda la funcionalidad necesaria para trabajar con los mismos, desde su creación hasta su evaluación y visualización [12].
- **ggplot2**: Implementa una gramática para crear gráficos de manera declarativa que permite un gran número de posibilidades con un manejo muy sencillo y modular [13].
- **igraph**: Es una librería destinada a facilitar el análisis de redes y de grafos, y su uso ha estado destinado mayormente a definir el modo en que los modelos deben ser visualizados por ggplot2, aunque ofrece muchas más funcionalidades [14].

Estos paquetes funcionan muy bien entre ellos, y de hecho, la mayoría pertenecen al “tidyverse”, que es una colección de paquetes de R diseñados para la ciencia de datos compartiendo una filosofía de diseño, una gramática y unas estructuras comunes⁴.

Respecto al entorno de ejecución, todo se ha desarrollado con la plataforma Rstudio⁵, diseñado específicamente para el desarrollo en R, para análisis estadístico y el manejo de gráficos. Además, toda la organización de archivos se ha basado en el uso de paquetes tal y como establece el estándar de R. El uso de paquetes facilita la reproducibilidad de los experimentos diseñados.

Los archivos posteriormente citados pueden encontrarse en un repositorio Github público con el nombre *LoLBehaviouralPatternsPublic*⁶.

Se pueden apreciar 4 funciones principales, situadas en la carpeta R:

- *Read_lol_kaggle_dataset.R*: Encargada de leer el archivo CSV utilizado como dataset original, y de realizar el primer procesamiento básico de los datos, para devolver los eventos de los canales como diferentes data-frames.
- *Post_read_data_filter*: Encargada de, a partir del resultado de la función anterior sobre el dataset original, realizar una serie de procesos de acondicionamiento a los datos para dejarlos manejables de cara a las funciones posteriores, encargadas de la estimación de los datos en modelos ocultos de Markov.
- *Fit_and_select_hmm*: Encargada de realizar el entrenamiento y selección de los diferentes modelos ocultos de Markov gracias al uso del paquete seqHMM.
- *Fit_hmms_lol_proccesed*: Esta función se encarga de llamar a la función anterior para cada uno de los canales obtenidos al final de la segunda enumerada.

A nivel de hardware, todo el trabajo se ha realizado con un Medion Erazer P6705, con un Intel Core i5-8300H @ 2.30GHz con 4 núcleos reales y 8 lógicos, 16GB de RAM, disco duro SSD de 250GB con un auxiliar HDD de 1TB, corriendo con un Windows 10.

Finalmente, conviene aclarar algunas de los valores fijados para el filtrado de los datos:

- **Eventos mínimos por equipo:** 5
- **Rango de estados para entrenar modelos:** [3, 10]

⁴ Web de Tidyverse: <https://www.tidyverse.org/>

⁵ Web oficial de Rstudio: <https://www.rstudio.com/>

⁶ Enlace al repositorio de GitHub: <https://github.com/AlbertoMateosR/LoLBehaviouralPatternsPublic>

- **Categorías diferentes de eventos: 12**

Se ha considerado que las partidas con menos de 5 eventos para alguno de los dos equipos no ofrecen información suficientemente relevante como para tenerlas en cuenta. Se ha escogido el valor 5 ya que un número de eventos relativamente fácil de alcanzar, aunque la influencia de uno de los equipos sea bastante pobre, por lo que es una buena cifra para hacer el corte.

A la hora de entrenar los modelos con diferentes números de estados, el rango que se ha decidido tomar es de 3 a 10 (ambos incluidos), ya que un modelo con menos de 3 estados ofrece muy poca información para el análisis, y un modelo con más de 10 estados se convierte en un modelo con demasiados parámetros, lo que hace su análisis más complejo.

También es interesante mencionar la razón de usar exactamente 12 categorías de eventos. Si bien los eventos de macro game del LoL posibles llegan a ser fácilmente más de 12, esta cifra es el máximo conveniente con la que el paquete de TraMineR trabaja adecuadamente, además de que una cifra superior, nuevamente llevaría a una complejidad innecesaria y posiblemente contraproducente, de modo que usar exactamente 12 categorías establece el balance perfecto entre manejabilidad de los modelos, y trabajo práctico con R.

4.2 Dataset y tratamiento de los datos

Un dataset o conjunto de datos, es una colección de datos representativos de cierto ámbito, ordenados con el fin de facilitar su estudio y manejo. Generalmente los datos suelen estar tabulados, ya que es la estructura más intuitiva y común para representarlos.

Como ya se ha mencionado, los datos pueden extraerse de la API de League of Legends, pero investigando un poco, fue fácil encontrar datos de las partidas profesionales que desde el inicio han sido el objetivo de este estudio.

Concretamente, se ha utilizado un dataset que puede ser encontrado en Kaggle⁷, un portal que se define como “El lugar para los proyectos de Data Science”. De todos los archivos encontrados en el mismo, uno llamado “*LeagueOfLegends.csv*” contiene la mayoría de la información de las partidas de profesionales de los últimos años.

El fichero inicial es un CSV (comma-separated values), que organiza la información en campos separados por comas, un formato que R procesa fácilmente con la función “read.csv”, devolviendo un dataframe (tabla) con los datos de este. El dataset seleccionado cuenta con un total inicial de 7620 partidas profesionales, un número mucho más que suficiente para satisfacer las necesidades del proyecto. No obstante, estos datos deben ser adaptados según los pasos vistos en la sección de metodología.

Se han aplicado los siguientes pasos de preprocesado:

1. Extraer los datos del CSV como una tabla manejable en R.
2. Eliminar las partidas con el sistema anticuado de dragones.

⁷ El dataset puede encontrarse en:
<https://www.kaggle.com/chuckephron/leagueoflegends#LeagueofLegends.csv>

3. Separar por tablas los diferentes tipos de eventos (con dirección, timestamp y evento como columnas).
4. Eliminar partidas con menos de 5 eventos de alguno de los equipos.
5. Extraer la diferencia de oro por minuto de las partidas.
6. Separar las tablas según victorias del equipo azul o del equipo rojo.
7. Juntar las filas de las tablas de eventos según el equipo que los llevó a cabo y el equipo que ganó.

Tras este preprocesado se obtuvieron los 6 canales anteriormente enumerados, y se les aplicó otro proceso para adaptar los eventos exactamente a las categorías descritas anteriormente.

Después los data-frames se adaptaron para encajar con la estructura STS de R para secuencias, que es la que los paquetes de modelos ocultos de Márkov reconocen, y se ordenaron los eventos según su Timestamp.

El siguiente paso consistió en entrenar los diferentes modelos tal y como se describe en el diseño experimental. Primero con la función `build_hmm` pasando por parámetro el número de estados (en lugar de valores iniciales que definan su estructura), y posteriormente se entrenaron con `fit_model` usando 8 hilos (el máximo del entorno de trabajo). Después se calcularon y añadieron al resultado como una lista sus correspondientes BIC, para finalmente realizar la selección adecuada.

Antes de pasar al siguiente punto es conveniente mencionar la correspondencia de los eventos mencionados previamente con su nombre en los modelos finales:

Mencionado	Final	Mencionado	Final
Torre interior del Bot	BOT_LANE_INNER_TOWER	Torre exterior del Bot	BOT_LANE_OUTER_TOWER
Torre interior del Top	TOP_LANE_INNER_TOWER	Torre exterior del Top	TOP_LANE_OUTER_TOWER
Torre interior del Mid	MID_LANE_INNER_TOWER	Torre exterior del Mid	MID_LANE_OUTER_TOWER
Torre del nexo	NEXUS_TOWER	Inhibidor	Inhib
Dragón elemental	ELEMENTAL_DRAGON	Dragón anciano	ELDER_DRAGON
Barón	Baron	Heraldo	Herald

Tabla 2: Correspondencia de eventos

4.3 Resultados experimentales y análisis

En este apartado finalmente se van a mostrar los diferentes resultados experimentales obtenidos a partir de la experimentación anteriormente expuesta. Hecho esto, se pasará a discutir dichos resultados y analizarlos con el fin de llegar a unas conclusiones que respondan a las motivaciones del proyecto.

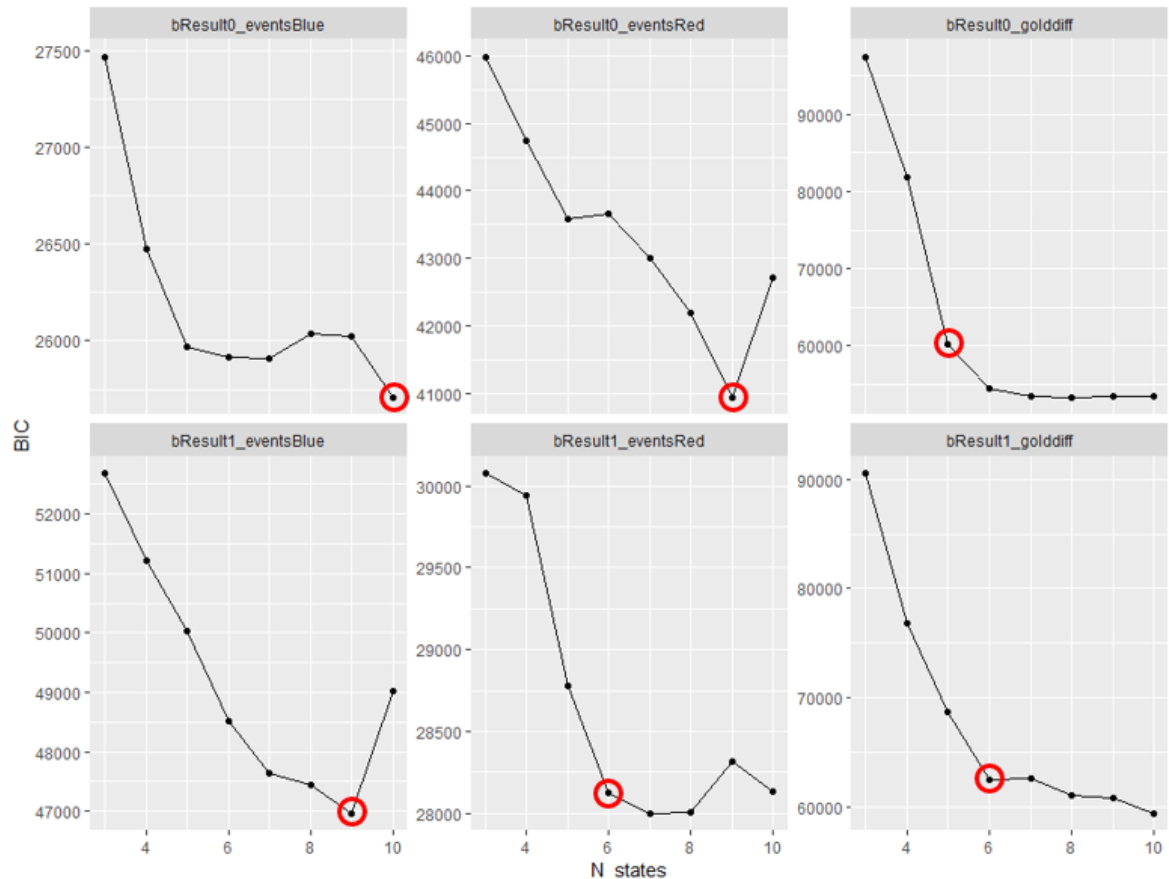


Figura 6: Gráficas para BIC de los modelos por número de estados

Sobre los modelos obtenidos en función del número de estados y sus BIC ya calculados como en la figura 8, se realizó la siguiente selección. Estos modelos han sido elegidos por ser los que mantienen una mayor relación entre sencillez de análisis e información presentada:

- Para el canal encargado de los **eventos azules** en una **victoria del equipo rojo** (bResult0_eventsRed), el modelo con **10 estados**.
- Para el canal encargado de los **eventos rojos** en una **victoria del equipo rojo** (bResult0_eventsRed), el modelo con **9 estados**.
- Para el canal encargado de la **diferencia de oro** en una **victoria del equipo rojo** (bResult0_eventsRed), el modelo con **5 estados**.
- Para el canal encargado de los **eventos azules** en una **victoria del equipo azul** (bResult1_eventsBlue), el modelo con **9 estados**.
- Para el canal encargado de los **eventos rojos** en una **victoria del equipo azul** (bResult1_eventsRed), el modelo con **6 estados**.
- Para el canal encargado de la **diferencia de oro** en una **victoria del equipo azul** (bResult1_golddiff), el modelo con **6 estados**.

Los modelos seleccionados se visualizan haciendo uso de las librerías *ggplot2* y *igraph*. Concretamente, se decidió utilizar un layout de *igraph* personalizado para mostrar más claramente el flujo y sucesión de los eventos. Además, se manejaron otra serie de parámetros que favorecen la visibilidad, como el tamaño de los vértices o el multiplicador de tamaño de las transiciones y sus flechas, etc. Es interesante mencionar que se combinan en una porción de “otros” los eventos con una probabilidad inferior al 10% para centrar la atención en los más relevantes. En lo referente a las transiciones, nuevamente se dejan fuera del gráfico aquellas con una probabilidad inferior al 10%.

El primer paso a la hora de analizar estos resultados es realizar una comparativa de los modelos enfrentados dos a dos cuando tratan el mismo tipo de eventos, es decir, comparar el resultado de modelar el comportamiento del equipo azul en la victoria (modelo de arriba) frente a su comportamiento en la derrota (modelo de abajo) acompañados de una numeración para identificar los estados (sobre la izquierda de cada estado) y su probabilidad de ser estados iniciales (debajo de cada estado):

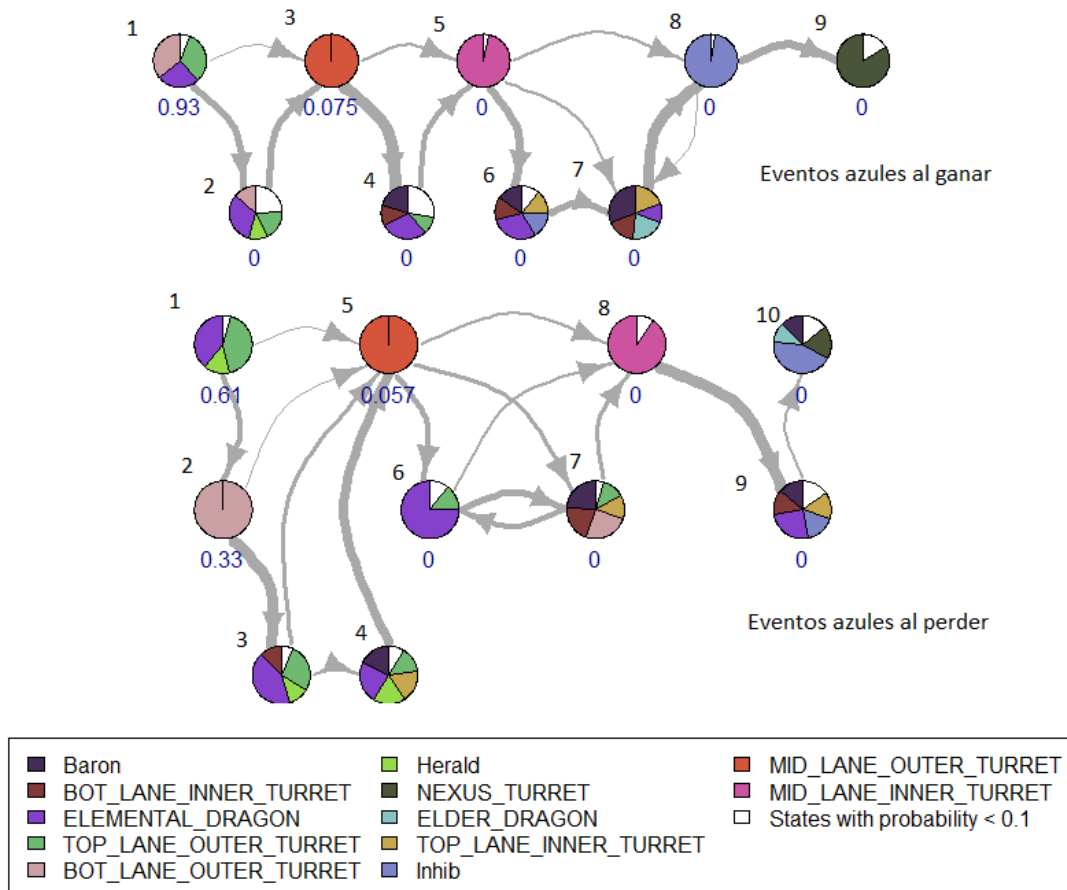


Figura 7: Modelos de Markov entrenados con eventos del equipo azul. El modelo de arriba está entrenado con partidas en las que el equipo azul es el ganador y el de abajo con partidas en las que el equipo azul es el perdedor

Analizando estos modelos, podemos comenzar por observar que ambos tienen estados iniciales de los que se parte con mayor probabilidad y a los que no se vuelve. En el caso de

la victoria encontramos uno con una probabilidad muy alta, del 93%, y que representa un estado donde es probable encontrar que un equipo comienza matando a un dragón (la posibilidad menos común), o que pueden comenzar destruyendo una de las torres exteriores, ya sea la de la línea inferior (Bot) o la de la línea superior (Top). También se da un estado inicial muy poco probable (estado 3), que comienza con la toma de la línea del medio (Mid), pero se puede despreciar como estado inicial. También hay veces que comienza con la toma de un dragón, aunque es el caso minoritario.

Esta distribución del estado inicial puede explicarse pensando en el contexto del juego. Parece ser que lo que buscan los equipos es asegurar dominancia en uno de los lados rápidamente (por ello es menos probable que tomen la torre de la línea del Mid), ya que son las torres de los lados las que aportan una mayor presencia en el mapa. Esto se debe a que son las más cercanas a los objetivos iniciales de la jungla: los dragones y el heraldo.

La torre del Bot suele ser la más destruida al comenzar las victorias, ya que el dragón es el objetivo más temprano y beneficioso a largo plazo en estos momentos de la partida, de modo que destruyendo una de las torres, no solo se obtiene la superioridad en oro, sino que también se asegura para tu equipo una mayor presencia en el mapa en esa zona, y por tanto seguridad, a la hora de conseguir el objetivo cercano a dicha línea.

En contraposición, en el comportamiento relativo a las derrotas, se puede observar que también se presenta un estado inicial más probable en el que se puede comenzar con la toma de la torre del Top tiene mayor probabilidad, y hay una toma de un dragón también bastante probable. Sin embargo, a diferencia del caso de los ganadores, aparece la toma del heraldo. Aparte, también se observa un segundo estado que ocupa un tercio de los inicios (estado 2 del modelo de abajo), donde se toma la torre del Bot como primera acción.

Se puede observar que, en ambos casos, los equipos comienzan con las mismas intenciones, esto es, la toma de una de las torres de los lados, o el asesinato de un dragón para asegurar su beneficio. En el caso de las derrotas, además aparece la toma de el heraldo como primer evento, lo que indica que el equipo perdedor no realiza acciones hasta la aparición del heraldo, que recordemos es el objetivo que más tarde aparece (en el minuto 6). Esto posiblemente sea una respuesta a la toma de algún otro objetivo rival, ya que iniciar con un heraldo como primera acción, denota un comportamiento pasivo y por tanto suele ser indicativo de haber perdido los primeros escenarios de la partida.

Es muy interesante observar por qué el evento de tomar la torre del Bot aparece en un estado separado (estado 2 del modelo de abajo), que, aunque tenga una probabilidad inicial relevante, aparece mayormente como segundo estado en la sucesión tras haber tomado ya un primer objetivo. Esto indica que posiblemente la toma de la torre inferior la realice el equipo contrario en una primera instancia, de modo que el equipo azul perdedor, como respuesta pone sus fuerzas en tomar la torre del lado contrario, es decir la del top, y deja para escenarios posteriores de la partida la toma de la torre del Bot, equilibrando un poco la balanza.

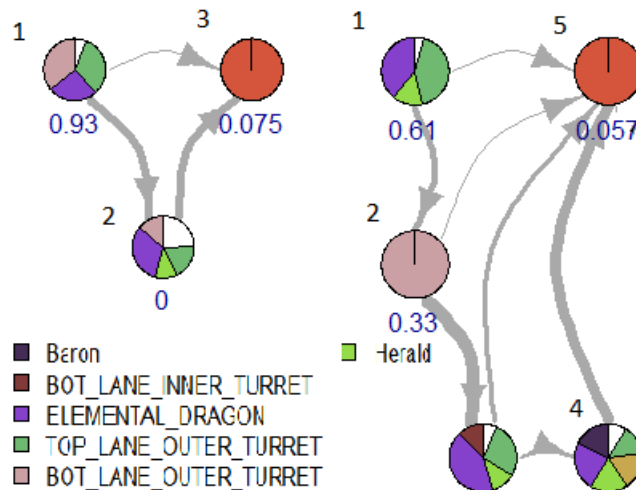


Figura 8: Comparativa de eventos iniciales

¿Por qué aparecen también los eventos de dragones en ambos casos, y el evento de la toma del Bot puede aparecer también como estado inicial en partidas con derrotas? Básicamente porque la partida acaba de empezar. Pese a que un equipo se dirija a la victoria o la derrota, queda una partida entera por delante, y al comenzar ambos tienen las mismas intenciones. Conseguir la toma del Bot primero, por sí solo no garantiza una victoria final, de ahí el porcentaje de partidas con derrota en las que se logra comenzar tomando la torre preferida.

Como siguiente paso en la sucesión de los eventos, comenzando por el análisis del caso de los ganadores, observamos dos posibles vertientes.

La más probable (camino azul de la siguiente figura) pasa por un estado que indica que el segundo evento que tiene lugar en la toma de decisiones del equipo es mayormente la captura de dragones (estado 2, color morado). Esto es totalmente lógico si tenemos en cuenta que, como hemos comentado, los equipos comienzan con la iniciativa de ganar la línea inferior precisamente para ganar control de los dragones.

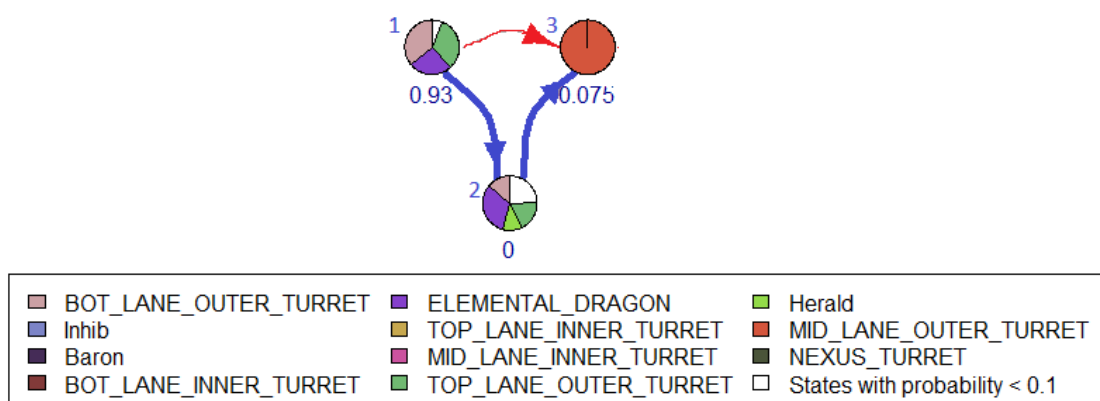


Figura 9: Estados iniciales al ganar en el equipo azul

En dicho estado (estado 2) también encontramos la captura de la torre del lado opuesto a la obtenida en el estado anterior, es decir, si de primer evento se consiguió la torre del Bot, es posible que en este estado se intente aprovechar la ventaja inicial para sentenciar otra torre en el lado contrario y garantizara así una mayor influencia en el mapa. También se observa

la toma de heraldos, que aquí tiene unos matices muy diferentes al caso de tomarlo como primera acción, y es que al no ser el primer evento cabe asumir que simplemente el equipo que lo toma aumenta su ventaja con dicho objetivo. Además de forma análoga a como ocurre con los dragones en la línea inferior, si el equipo ha comenzado por tomar la torre del Top en vez de la del Bot, tendrá un control mayor de esa zona del mapa, permitiendo tomar el heraldo con mayor facilidad. El que la probabilidad de esto sea menor que la de los dragones, no hace más que confirmar que los equipos tienen la prioridad inicial de tomar la torre del Bot cuando comienzan por delante.

En League of Legends, muchas veces comenzar por delante significa acabar por delante.

Como segunda vertiente (camino rojo, menos probable) o como tercer paso encontramos casi siempre la toma de la torre del Mid (estado 3 de los ganadores, 5 de los perdedores). Es muy interesante ya que hace pensar en la importancia de la torre del Mid a nivel estratégico.

La línea del Mid es la línea más corta que conecta ambas bases, de modo que es una línea fundamental de cara a finalizar la partida rápidamente. Por ello, tiene sentido que una vez los equipos han demostrado una dominancia consiguiendo sus objetivos principales en estados tempranos de la partida, pasen a enfocarse en acabar con sus rivales, usando dicha dominancia para tomar la torre del Mid. ¿Por qué tomar la torre del Mid exterior primero, en vez de tomar la interior de la línea que ya se ha abierto en los primeros eventos, si en teoría ese acto te acerca más a la base rival? El equipo que lleva la ventaja puede considerar un riesgo innecesario ir a por una torre tan cercana al enemigo, cuando puede primero tomar un objetivo mucho más sencillo. Hay que ir seguros, no solo rápido.

Por otro lado, en los eventos posteriores a la inicial en los equipos perdedores, encontramos que su segundo evento es, o bien la toma de la torre más exterior del Bot (2), que el equipo ganador habrá conseguido previamente presumiblemente. No obstante, si han adquirido fuerza en otro lado pueden pasar directamente a atacar el Mid, aunque como se puede apreciar es poco probable ya que la fuerza principal está en el Bot.

El hecho de que el estado de toma de Bot exterior aparezca como segundo estado en un casi 66% de las veces, demuestra que en el LoL está muy latente el efecto “Snowball”, ya que el equipo empieza con una desventaja, y se acaba por materializar en una derrota. Esto sumado al alto nivel de los jugadores estudiados, hace que el gráfico de los ganadores sea especialmente relevante, ya que marca que pasos seguir para no cometer errores y llegar a la victoria.

Tras estos eventos iniciales, en ambos modelos se puede observar un flujo más o menos claro de los estados, que si bien puede tener diferentes caminos desembocan generalmente en un mismo punto, y estos son los clave.

Observamos que para llegar al estado común que representa la toma de la torre exterior del Mid (estado 3 de los ganadores, 5 de los derrotados) que ya se analizó en el caso de los ganadores como un paso natural, en el caso de los perdedores su camino es más largo, deben dar generalmente más pasos previos si empiezan por detrás, lo cual les sitúa en una gran desventaja por tardar más en llegar a los objetivos estratégicos. En muchos casos el rodeo se hace enorme como podemos ver por el hecho de que la secuencialidad, es mucho menos clara en el caso de los derrotados que de los ganadores ¿Qué indica esto?

Nuevamente se pone de manifiesto, que, si bien ambos equipos tienen objetivos comunes, el equipo que ha sido proactivo en conseguir la ventaja inicial, y la materializa rápidamente en objetivos estratégicos, marca el ritmo siguiendo una secuencia mucho más definida.

Dicha secuencia ganadora, sería la siguiente (siendo el camino azul de la figura X el más común): Tras tomar la torre exterior del Mid (3), con los pasos previos ya acontecidos, se pasa muy probablemente a un estado intermedio donde los equipos pretenden aumentar su ventaja (4), ya sea, tomando la torre exterior del Top, tomando dragones haciendo uso de la ventaja que han construido en esa zona del mapa, empujando ahora sí la línea inferior que abrieron previamente (ya que habrán tomado ya la torre exterior del Mid para aumentar su ventaja), o incluso tomando un barón. Esto deja de manifiesto, el hecho de que los equipos cuando tienen una ventaja afianzada la intentan transformar en una ventaja mucho mayor de la manera más segura posible, y llegado este punto, el objetivo que más beneficio les puede proporcionar con relación al riesgo que se pueden permitir (teniendo en cuenta el superior control del mapa), es sin duda alguna el barón. El hecho de que este objetivo no ocupe una porción muy superior del estado está explicado en que el barón no es un objetivo fácil de tomar, y como antes hemos visto, es mejor ir rápidos pero seguros, por lo que tomar las otras opciones para afianzar aún más la ventaja, es algo que hay que tener muy en cuenta.

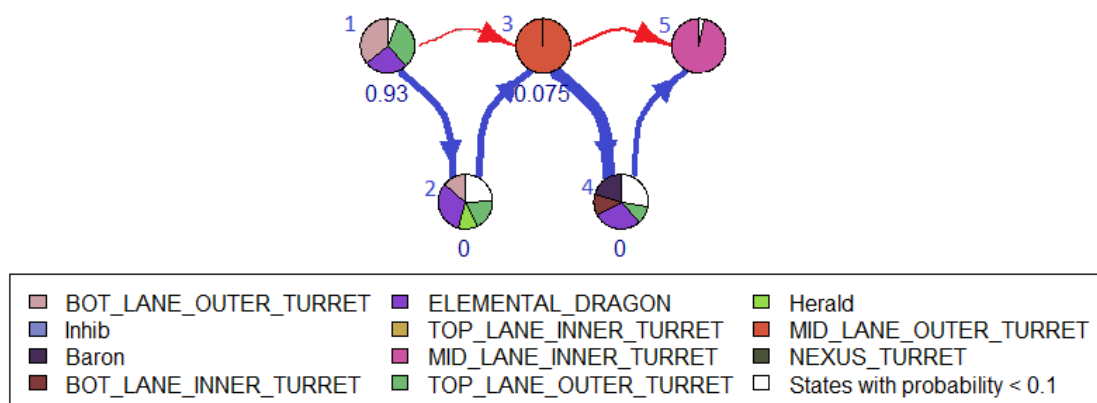


Figura 10: Caminos más comunes de los equipos azules ganadores en sus primeros estados

En cualquier caso, tomen la opción que tomen para aumentar su ventaja, generalmente desemboca en un estado totalmente dominado por la toma de la torre interior de Mid (5). Esto es nuevamente la materialización de la ventaja de un equipo, ya que es la línea más estratégica a la hora de ganar una partida. De este modo se puede observar un patrón (el marcado por el camino azul). Los equipos intentan obtener la ventaja más adecuada para los diferentes estados de la partida, y una vez se ha obtenido dicha ventaja, se intenta materializar en la línea que más acerca a tu equipo a la victoria. Posteriormente se vuelve a buscar un aumento de la diferencia de poder en objetivos más tardíos como el barón, o torres interiores, por ejemplo, para después materializar dicha ventaja, en la toma de la siguiente torre del Mid.

Siguiendo esta línea del análisis de la secuencia ganadora, observamos nuevamente dos estados intermedios para mejorar la diferencia en la fuerza de los equipos (6 y 7) que simbolizan la toma de algún objetivo tardío como lo son las torres interiores de otras

Referente a la secuencia del equipo cuando acaba por ser derrotado, se puede observar que la secuencia de estados es mucho menos clara, ya que en el caso anterior si bien encontrábamos caminos que pasaban por diferentes estados intermedios, desembocaban en el mismo estado para materializar la ventaja tarde o temprano.

En el caso de las derrotas, observamos que encontramos una estructura semejante, ya que varios estados desembocan en las tomas de la línea de Mid para perseguir la victoria, pero también encontramos nuevas conexiones entre estados que no representan ventajas estratégicas. Esto no ocurría en el caso anterior, en el que además cuando encontramos dos estados que tienen una relación en ambos sentidos, uno de dichos estados es vital para la estrategia de la victoria: la toma de inhibidores (7 y 8). Es decir, en este caso posiblemente lo que ocurre es que se realiza una acción determinante para aumentar el poder, como puede ser asesinar a un dragón anciano, y después se toma un inhibidor. Desde ahí se puede volver a tomar un objetivo determinante que mejore la ventaja, y después volver a por otro inhibidor, y así hasta que el siguiente paso es la toma de las torres de nexo tras el inhibidor.

Esto indica que, posiblemente los equipos que se dirigen a la derrota, y que generalmente van por detrás, persiguen los objetivos que aumentan la fuerza sin el impacto estratégico, con el fin de acortar las distancias para encontrar un punto en el que voltear las tornas, lo cual si bien es de sus únicas opciones, es en cierto modo contraproducente si el equipo rival sabe lo que está haciendo, ya que no solo mantendrá la distancia sino que lo hará con puntos estratégicos clave.

¿Por qué se encuentra una estructura general y porque en un caso funciona y para el otro no? Pues bien, ya que ambos persiguen el mismo objetivo final, es normal que ambos tengan estrategias similares a nivel general para la partida, pero quien comienza con la ventaja, es quien tiene la fuerza suficiente para poner el plan en práctica. Ambos no lo pueden hacer al a vez (ya que el control del Bot solo lo tiene un equipo, por ejemplo), por lo que el otro equipo debe limitarse a defender lo mejor posible y buscar un error rival para dar la vuelta a la situación, algo que (si el equipo que va por delante sigue su estructura debidamente), no debería ocurrir fácilmente. Por eso la secuencia de la victoria está tan bien definida.

Es comparable a la partida de ajedrez donde el jugador rival hace simétricamente los mismos movimientos. El jugador de negras tiene la desventaja pues fue el de blancas quien comenzó a mover y quién llegará antes a su objetivo. Si el equipo azul se hace con el control de la zona de Bot, el equipo rojo como respuesta intentará posiblemente hacerse con el control de la zona del Top para acortar la distancia (de ahí que en los primeros estados encontremos ambas torres), pero el equipo azul no solo llevará la delantera, si no que la zona del Bot tiene mucha más fuerza por los dragones.

Finalmente encontramos además que el estado final de los equipos derrotados podría considerarse equivalente al penúltimo estado de los equipos ganadores, definido mayormente por la toma de inhibidores. Como vemos en dicho estado el evento que representa la toma de inhibidores es mucho menor, lo que hará que no sea suficiente para llegar a un estado como el final de los equipos ganadores.

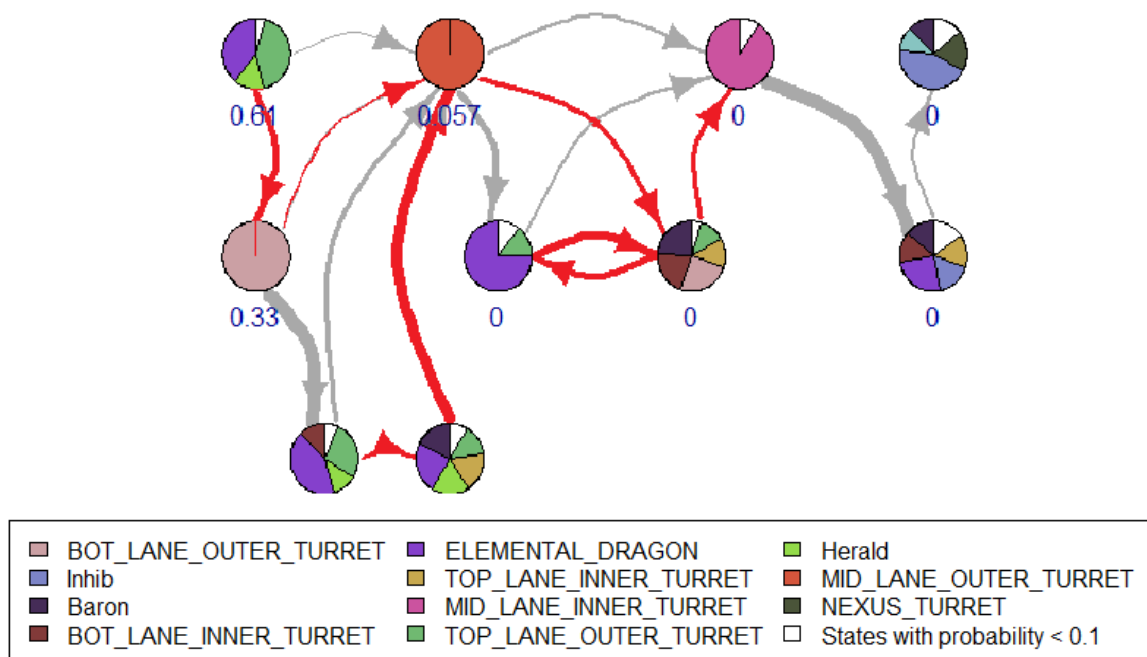


Figura 13: Modelo de equipos perdedores con las mayores diferencias señaladas en rojo

También hay que tener en cuenta que en las partidas que acaban en derrota, se trabaja con algunas muy reñidas, o en las que un equipo lo ha hecho todo correctamente hasta cierto punto, permitiendo que el otro equipo se ponga por delante al realizar antes el siguiente paso de la secuencia de los equipos ganadores, como por ejemplo la toma del Mid. Todo esto explica el paralelismo en muchas cosas de ambos modelos, de modo que lo importante es destacar las diferencias:

- Los equipos ganadores se orientan inicialmente con mucha más fuerza hacia el Bot (aunque por factores particulares aparezcan otros eventos), y los perdedores consiguen generalmente hacerse con dicha línea menos veces como primer evento. Esto sitúa a dichos equipos en una desventaja tanto a nivel de fuerza, como de estrategia.
- Los equipos ganadores generalmente llevan la ventaja, e intentan aprovechar dicha ventaja jugando con el efecto “snowball”, para siguiendo una secuencia muy clara de “obtención de ventaja-uso de esta”, marcar el ritmo de la partida con seguridad. Por eso vemos que no dedican generalmente (salvo en algunos casos excepcionales), más de un evento a aumentar la ventaja sin fines estratégicos detrás.
Esto diferencia mucho estas partidas de las de jugadores menos experimentados, que, al obtener una ventaja, la usan para ir a por otro objetivo que aumente la ventaja, y después otro, y después otro, dejando por ejemplo la línea del Mid intacta, dejando libertad a sus rivales que no tienen que defender puntos estratégicos.
- Ligando con esto último, observamos también que, a diferencia de los equipos ganadores, los que se disponen a perder, encuentran en su modelo la posibilidad de hacer ciclos entre eventos destinados a establecer una ventaja o acortarla. Los ganadores por otro lado, los únicos estados donde establecen un ciclo pasan por la toma de un inhibidor.

- Finalmente, los estados finales de los equipos ganadores podrían compararse al estado absorbente de los equipos perdedores, y en dicha comparación podemos encontrar que los equipos ganadores, nuevamente centran toda su atención en la toma de decisiones a nivel estratégico, mientras que en el caso de los perdedores se ven mezcladas con otras destinadas a acortar las distancias.

En resumen, es mucho más probable ganar la partida, haciéndose con una ventaja temprana orientando el juego al carril inferior, y aprovechando las ventajas conseguidas en la toma de objetivos estratégicos destinados a acabar la partida de la manera más inmediata posible.

En vista de esto, es muy fiable decir que las partidas de los equipos derrotados que comienzan haciéndose con el control del Bot (que en realidad son bastante probables, un 33% de las veces), son partidas en las que tardan demasiado en materializar su ventaja. Si la partida continúa con esa dinámica, por mucho que los rivales empezarán con ventaja, se encaminan irremediabilmente a la derrota.

Para el siguiente punto del análisis, hay que comenzar diciendo, que la comparación de comportamientos entre los equipos rojos ganadores y los equipos rojos perdedores lleva a las mismas conclusiones que las expuestas en el apartado anterior, por lo que no tiene mayor interés analizarlas. La secuencia de victoria es, variando algunas probabilidades, prácticamente la misma.

En vista de esto, lo más interesante es comparar el modelo del equipo rojo al ganar, con el del equipo azul al ganar. Los encontramos a continuación (nuevamente los números sobre cada estado representan sus numeraciones y los de abajo las probabilidades de ser estados iniciales):

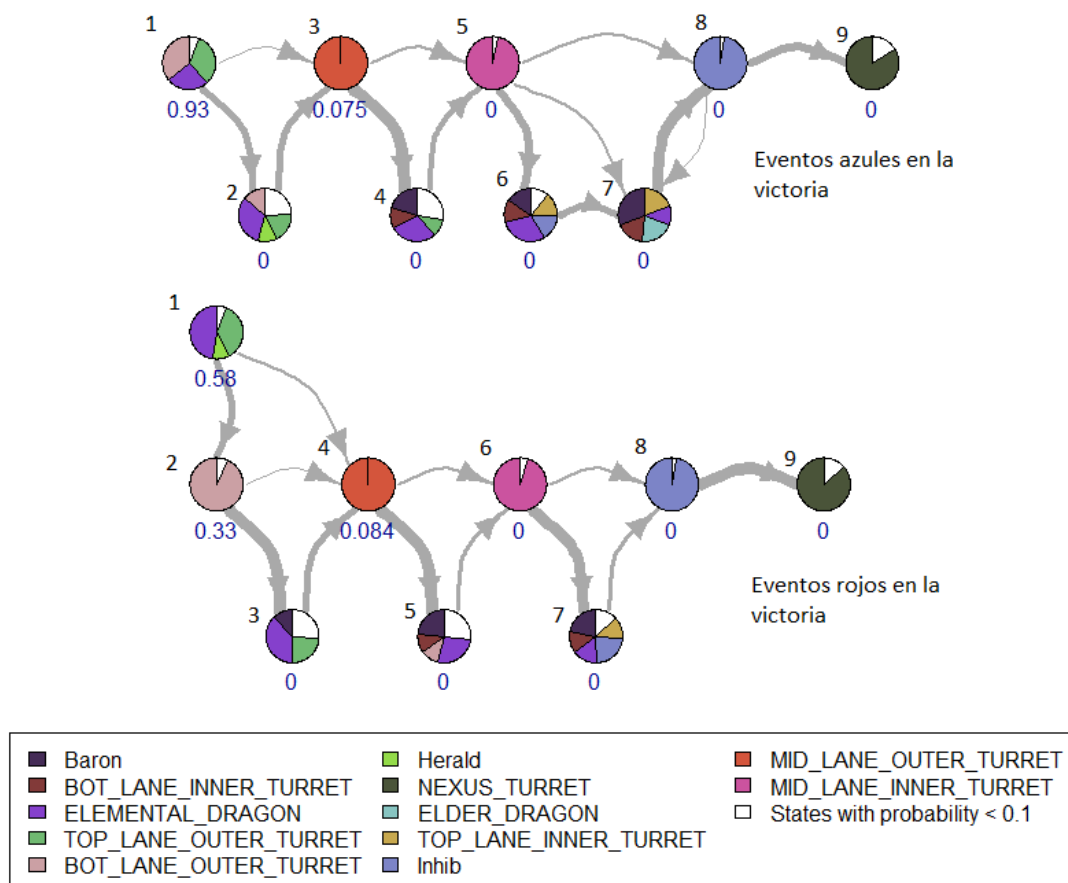


Figura 14: Eventos en victoria dependiendo del lado

Observamos que el modelo que representa el comportamiento del equipo azul en sus victorias es el situado arriba, y en el caso del equipo rojo, el situado en la parte inferior.

En primer lugar, cabe destacar la similitud de ambos modelos y de las secuencias dentro de los mismos. Se comienza generalmente por un evento que intenta establecer una ventaja (1), seguido de otro para afianzarla (2). Posteriormente esa ventaja conseguida en los dos eventos principales (o uno se la partida lo permite, como se muestra en la siguiente figura en el camino rojo), se intenta materializar tomando un punto clave estratégico, generalmente la torre del Mid (3 caso azul, 4 caso rojo). Hecho esto, en ambos casos se busca seguir materializando la ventaja de la manera más inmediata posible, es decir tomar otra torre del Mid (5 caso azul, 6 caso rojo), o más habitualmente y para ir mas sobre seguro, otro evento que afiance la fuerza del equipo, como la toma de un dragón, otra torre o un barón por ejemplo (4 azul, 5 rojo), para después nuevamente materializar dicha ventaja lo más rápidamente posible (cuanto más rápido acabas menos posibilidades de cometer un error). En ambos casos el siguiente paso es nuevamente un evento que fortalezca al equipo (6 y 7 en el caso azul, 7 en el rojo), y posteriormente (o directamente sin este último evento si es posible), tomar un inhibidor como factor clave estratégico (8), para posteriormente buscar la sentencia de la partida atacando las torres del nexa (9).

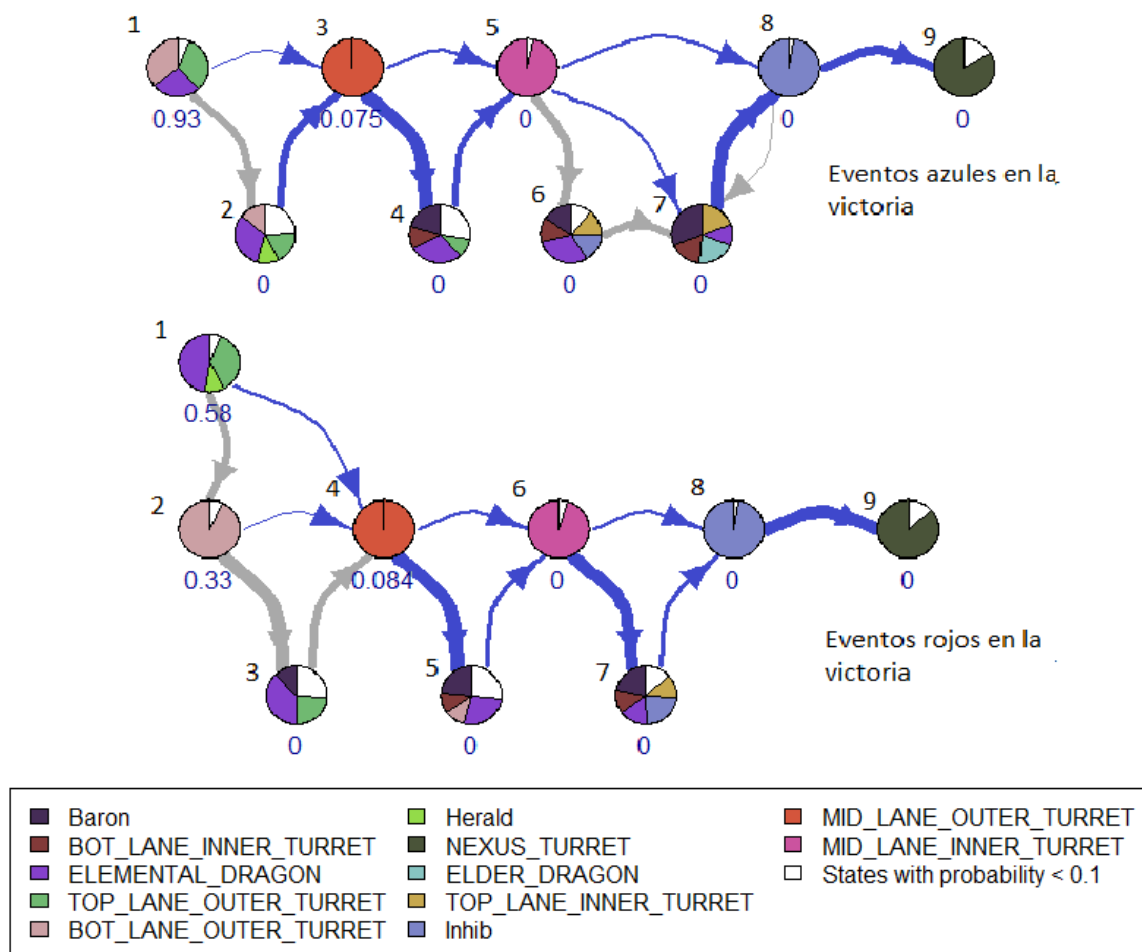


Figura 15: Caminos de los equipos con sus similitudes marcadas en azul

Expuestas sus similitudes que fortalecen y confirman todo lo enunciado en este punto hasta ahora sobre los pasos para alcanzar la victoria, podemos pasar a observar las diferencias.

Los estados iniciales son bastante semejantes. Tratan los mismos eventos, y muestran nuevamente el interés de los equipos por buscar fortalezas y ventajas en los lados del mapa, pero en el caso de los rojos la posibilidad de comenzar por un heraldo o un dragón parecen tener más relevancia. Posiblemente se debe a que, por la posición del mapa, para el equipo rojo es más sencillo tomar un dragón como primer evento sin muchos problemas, ya que la zona del dragón está abierta en su lado del mapa. Respecto al heraldo, sus posibilidades siguen siendo bajas, pero tengamos en cuenta que estas partidas implican una victoria final, no una victoria desde el primer minuto, de modo que puede que los equipos ganadores tengan que buscar sus fortalezas en el lado superior en vez del deseado inferior.

¿Por qué entonces se puede afirmar que el inferior es el lado más deseado? Como ya enunciamos anteriormente, las posibilidades combinadas de comenzar por la torre inferior y el dragón son superiores a las de comenzar por la torre superior y el heraldo. Además, los dragones aparecen antes, y más veces que el heraldo, otorgando un beneficio permanente, y no pasajero.

Es curioso ver, que uno de los estados tempranos de la partida del equipo rojo, muestra unas probabilidades relevantes de barón como tercer o segundo evento (estado 3, evento negro). Esto lleva a pensar que son partidas sin mucha acción temprana, o en las que el

equipo rojo ha ganado con una remontada propiciada por el asesinato de un barón. Se puede interpretar entonces que, al equipo rojo, parecen beneficiarle en cierto grado las partidas largas o lentas. ¿Por qué puede ocurrir esto? Quizás nuevamente por la falta de simetría del mapa. El barón es un objetivo complicado de conseguir, y está más metido en la zona de influencia del equipo rojo, si además tenemos en cuenta que desde el principio los equipos intentan centrarse en la zona del Bot, llegados al punto de tomar el barón, el equipo azul debe exponerse mucho para pelear dicho objetivo. Esto explica por qué puede ser más sencillo para los equipos rojos, tanto atacar al barón sin que el equipo rival lo detecte, como robarlos y voltear la partida.

En cierto modo, puede parecer contradictorio que les sea más sencillo a los rojos tomar el dragón al principio y después el barón porque están en zonas opuestas del mapa, pero se debe a la situación de la partida a la hora de hacer cada objetivo. Al principio cada jugador está en su línea haciendo que el dragón no se vea envuelto en tantas peleas grupales, pero por el contrario al tomar el barón la fase de líneas ha acabado generalmente, y el equipo se mueve al unísono. En la siguiente figura se puede apreciar que el equipo azul debe introducirse en la zona de influencia del equipo rojo (el triángulo rojo) para hacer el barón, y también que el equipo rojo tiene acceso directo al dragón en los inicios de la partida.



Figura 16: Zona de influencia roja sobre barón y dragón (izquierda y derecha)

Es interesante pensar que los equipos rojos tienen, por ende, más probabilidades de ganar en una remontada que los equipos azules.

Esto también explicaría porque el equipo rojo tiene a tomar los inhibidores de manera más directa que el equipo azul, que habitualmente tiene que pasar por uno o incluso dos estados más para fortalecerse y tomar más de un inhibidor. Parece que los equipos rojos se benefician de partidas largas o lentas, y cuanto más dura una partida, más fácil es acabarla rápidamente con un solo inhibidor tras la toma de un barón, ya que más fuertes son los personajes, y más tiempo hay de reaparición para un rival tras morir.

Cabe mencionar también que, en el modelo de los rojos, no se observa ningún evento de asesinar al dragón anciano (azul claro). Del mismo modo que para el equipo rojo, en estados tardíos de la partida es más fácil hacerse con el barón, de una manera simétrica,

para el equipo azul en esos momentos es más fácil conseguir o robar el dragón anciano, lo que explica que el equipo rojo, que parece interesado en mantener partidas con cierta duración, ponga su interés en capturar el barón ya que es un objetivo mucho más determinante y favorable para ellos.

Alternativamente esto puede hacer pensar que no es que les interesen partidas largas para aprovechar la fuerza de los barones, sino que también existe la posibilidad de que los equipos rojos tengan una mayor predisposición a aprovechar los barones de una manera mucho más eficaz. El dragón anciano, es el objetivo que más tarde aparece en las partidas, entonces a partir del modelo se puede pensar que el grueso de sus eventos ocurre a partir del minuto 20, donde pueden tomar uno o más barones y aprovecharlos muy bien acabando la partida del tirón, independientemente de la duración de la misma, lo que también explicaría la ausencia de dragones ancianos en sus eventos.

Lo restante es bastante similar en ambos modelos, ambos buscan la segunda torre del Mid con un evento que los fortalezca previamente si es necesario, y lo mismo para tomar los inhibidores, aunque como ya hemos comentado, se observa que los equipos rojos suelen acabar las partidas con un solo inhibidor de manera mucho más probable que los equipos azules.

En resumidas cuentas, de este análisis lo más concluyente es que:

- Pese a mantenerse siguiendo el mismo plan y filosofía para la victoria, a los equipos rojos parece favorecerle en sus victorias el jugar partidas largas o lentas en las primeras fases más que a los equipos azules, partidas en las que el grueso de los eventos ocurra a partir del minuto 20 bajo la idea de hacer barones muy eficientes.
- A los equipos azules suele costarles más terminar la partida de un solo tirón, teniendo muchas veces que pasar por más estados intermedios.
- Para los equipos rojos parece más sencillo tomar dragones en las primeras fases de la partida, ya que tienen un acceso directo, y cada jugador está enfocado en su línea.
- En las fases más tardías, les resulta más seguro hacerse con el barón o robarlo.

Como siguiente paso en la discusión de los resultados obtenidos, quedaría observar la comparativa de las diferencias de oro entre las victorias de los equipos azules, y las victorias de los equipos rojos. Ambos modelos podemos observarlos en la siguiente imagen con el modelo que representa la victoria azul en el lado izquierdo, y el modelo que representa la victoria roja en el derecho:

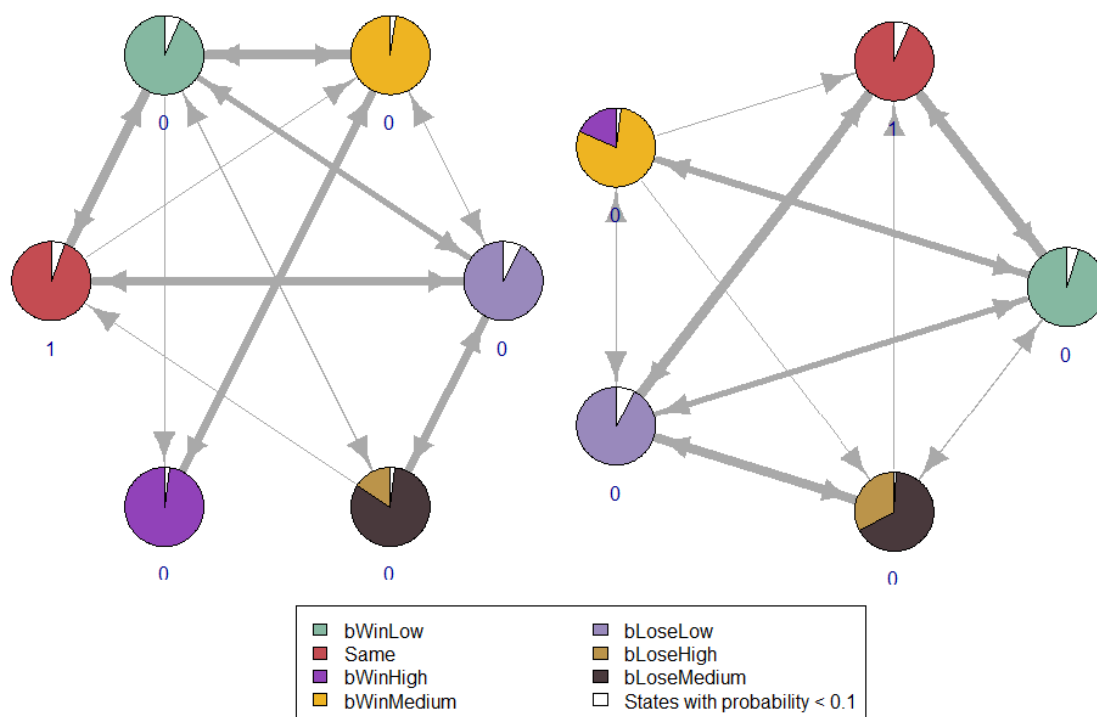


Figura 17: Modelos sobre la diferencia de oro

En este caso no se muestran los ciclos sobre un mismo estado, pero las posibilidades son bastante altas, ya que los eventos se toman minuto a minuto y los rangos son generalmente considerables.

Las secuencias posibles son bastante comunes, y realmente no hay grandes cosas relevantes más allá de que los modelos elegidos como los más representativos de cada canal tienen un número diferente de estados. En el caso de la victoria de los rojos, el estado en el que su superioridad en oro es alta, está contenido dentro del mismo en el que es media, pero eso no supone una diferencia demasiado relevante, ya que sus transiciones a sí mismo serán bastante probables representando el hecho de pasar de un estado de diferencia media a un alta y viceversa.

Realmente el análisis de estos modelos no supone descubrimientos muy interesantes, ni muestran nada más allá de lo esperado, pero merecía la pena comprobar si en función de la victoria de uno u otro equipo había tendencias diferentes, como, por ejemplo, que uno siempre mantenía una mayor probabilidad de estar en superioridad que el otro lado, pero en este aspecto no parecen diferentes. En vista de esto, finalmente solo cabe decir que estudiar estos canales sin someterlos a algún contexto subjetivo no supone un gran aporte para el proyecto, ya que la información que ofrecen no muestra nada nuevo y varía demasiado con el contexto de cada partida como para sacar conclusiones.

[illegible]

5 Conclusiones y trabajo futuro

5.1 Conclusiones

En primer lugar, como conclusiones sobre el proyecto, es muy destacable la idea de que, pese a ser League of Legends un juego muy completo en cuanto a posibilidades, también es un gran candidato para ser sometido a multitud de proyectos e investigaciones en campos como el análisis de datos o inteligencia artificial.

En el caso que ocupa a este trabajo, se ha realizado un análisis muy relevante e ilustrador sobre las decisiones relacionadas con la estrategia a la hora de ganar partidas, tanto a nivel general, como diferenciando por equipos, gracias al estudio de los modelos ocultos de Márkov entrenados con partidas profesionales. La estrategia ganadora vista en el modelo puede resumirse de la siguiente manera:

Es fundamental buscar una ventaja en las primeras fases de la partida, siempre preferiblemente en la zona inferior, ya que esto aportará al equipo un mayor control de la zona del dragón, el objetivo que más veces aparece y que proporciona beneficios que pueden ser determinantes desde el primer minuto. Si no se consigue dicha ventaja, se puede intentar mantener las distancias haciendo lo propio en el lado opuesto, para asegurar que cada equipo controla un lado, aunque el lado superior sea menos beneficioso en los momentos iniciales.

Cuando se tiene una ventaja establecida, lo más importante no es sólo mantenerla o acrecentarla, sino también materializarla lo antes posible en los puntos estratégicos de cara al objetivo final de la partida, que como se ha podido comprobar, pasan mayormente por hacerse con las estructuras situadas en la línea del medio del mapa, ya que es posiblemente la más rápida hacia la base rival. Cuando la ventaja lo permite con seguridad es mejor optar por los eventos que sigan esta estrategia, pero no hay que forzar la situación, de modo que si la ventaja no se considera suficiente, se debe interactuar con algún otro objetivo que aumente dicha distancia con el rival, ya que generalmente la fuerza justa que hace falta para tomar la torre exterior del Mid, no es la misma que para tomar la interior, y por supuesto, no es la misma que para tomar un inhibidor, pero siempre que la fuerza sea suficiente, hay que optar por estas tareas.

Es mejor no forzar objetivos clave si no se tiene la certeza de tener la fuerza suficiente, y atacar a otro objetivo que pueda proporcionarla. Pero una vez dicha fuerza se posea, no se debe perder la ocasión buscando aumentarla incluso más, por ejemplo.

Si no se tiene la ventaja, la estrategia debe ser similar, obteniendo los objetivos que sean posibles mientras se intenta defender los puntos clave, y aprovechando cuando el rival se aleja de esta línea para definir una superioridad estratégica en la partida, que desembocara en encarrilar al equipo en una ventaja clave para ganar. Si el equipo ganador no materializa su ventaja y se sale del esquema marcado, acabarán por perderla.

Los barones son un factor determinante en las partidas del equipo rojo (especialmente determinante) por lo que de jugar en ese lado hay que darle una gran importancia, y de jugar en el contrario hay que tener mucho cuidado. Además, en las fases iniciales, los

equipos rojos tienen una tendencia superior a comenzar matando un dragón, lo que es otro factor a tener en cuenta.

Todos estos conceptos, junto con otros descritos a lo largo del documento, establecen una teoría estratégica del juego, que puede ayudar tanto a jugadores novatos como a jugadores experimentados a entender mejor el juego y la estrategia que realmente hay por debajo, así como establecer las bases de un modelo predictivo con las incontables aplicaciones que podrían surgir de ello.

5.2 Trabajo futuro

Desde este punto, lo más interesante sería desarrollar en base a los modelos y análisis realizados, un sistema predictivo, que pudiese ubicar las partidas en un estado determinado para definir el mejor camino a seguir, o sopesar cuál será el resultado final más probable desde dicho punto. Para esto, se podrían utilizar los mismos modelos de Márkov creados para este análisis, ya que la clave de estos modelos es su dualidad descriptiva-predictiva.

También ha expuesto una teoría de juego que no es la habitual, sino mucho más práctica porque, no trata las bases si no que se apoya sobre ellas para desarrollarse, lo cual puede ayudar a mejorar a muchísimos jugadores en un juego tan popular como el League of Legends.

Finalmente, además, a nivel educacional, puede hacer crecer el interés de mucha gente por los campos que este trabajo toca, ya que es la combinación de los mismos con un mundo que mucha gente adora.

Referencias

- [1] Visser, I. (2011). "Seven things to remember about hidden Markov models: A tutorial on Markovian models for time series." *Journal of Mathematical Psychology*, 55(6), 403-415.
- [2] League Of Legends: https://en.wikipedia.org/wiki/League_of_Legends
- [3] Rabiner, L. R., & Juang, B. H. (1986). An introduction to hidden Markov models. *iee assp magazine*, 3(1), 4-16
- [4] Rabiner, L. R. (1989). A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77(2), 257-286.
- [5] Rodríguez-Fernández, V., Gonzalez-Pardo, A., & Camacho, D. (2015, October). Modeling the behavior of unskilled users in a multi-uav simulation environment. In *International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning* (pp. 441-448). Springer, Cham.
- [6] Vrieze, S. I. (2012). Model selection and psychological theory: a discussion of the differences between the Akaike information criterion (AIC) and the Bayesian information criterion (BIC). *Psychological methods*, 17(2), 228.
- [7] Rodríguez-Fernández, V., Gonzalez-Pardo, A., & Camacho, D. (2016, December). Finding behavioral patterns of UAV operators using multichannel hidden Markov models. In *2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)* (pp. 1-8). IEEE.
- [8] Wickham, H., Francois, R., Henry, L., & Müller, K. (2015). *dplyr: A grammar of data manipulation*. R package version 0.4, 3.
- [9] Wickham, H., & Henry, L. (2017). *Tidyr: Easily tidy data with'spread ()'and'gather ()'functions*. R package version 0.6, 1.
- [10] Henry, L., & Wickham, H. (2017). *Purrr: Functional programming tools*. R package version 0.2, 2.
- [11] Gabadinho, A., Ritschard, G., Mueller, N. S., & Studer, M. (2011). Analyzing and visualizing state sequences in R with TraMineR. *Journal of Statistical Software*, 40(4), 1-37.
- [12] Helske, S., & Helske, J. (2017). Mixture hidden Markov models for sequence data: the seqHMM package in R. *arXiv preprint arXiv:1704.00543*.
- [13] Wickham, H. (2016). *ggplot2: elegant graphics for data analysis*. Springer.

- [14] Csardi, G., & Nepusz, T. (2006). The igraph software package for complex network research. InterJournal, Complex Systems, 1695(5), 1-9.